



**UNIVERSIDADE ESTADUAL DA PARAÍBA  
CAMPUS I**

**NÚCLEO DE TECNOLOGIAS ESTRATÉGICAS EM SAÚDE  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA E TECNOLOGIA EM  
SAÚDE**

**ALANNE VANDRÉIA DA SILVA ALVES**

**CLASSIFICAÇÃO DE LESÕES DE LÁBIO A PARTIR DO  
PROCESSAMENTO DE IMAGENS TÉRMICAS**

Campina Grande – PB

2018

ALANNE VANDRÉIA DA SILVA ALVES

**CLASSIFICAÇÃO DE LESÕES DE LÁBIO A PARTIR DO  
PROCESSAMENTO DE IMAGENS TÉRMICAS**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciência e Tecnologia em Saúde da Universidade Estadual da Paraíba, como requisito para obtenção do título de Mestre em Ciência e Tecnologia em Saúde.

**Orientadores:** Profa. Dra. Kátia Elizabete Galdino e Prof. Dr. Robson Pequeno

Campina Grande – PB

2018



É expressamente proibido a comercialização deste documento, tanto na forma impressa como eletrônica. Sua reprodução total ou parcial é permitida exclusivamente para fins acadêmicos e científicos, desde que na reprodução figure a identificação do autor, título, instituição e ano do trabalho.

A474c Alves, Alanne Vandreia da Silva.

Classificação de lesões de lábio a partir do processamento de imagens térmicas [manuscrito] / Alanne Vandreia da Silva Alves. - 2018.

108 p. : il. colorido.

Digitado.

Dissertação (Mestrado Profissional em Ciência e Tecnologia em Saúde) - Universidade Estadual da Paraíba, Pró-Reitoria de Pós-Graduação e Pesquisa, 2019.

"Orientação : Profa. Dra. Kátia Elizabete Galdino, Coordenação do Curso de Computação -CCT."

"Coorientação: Prof. Dr. Robson Pequeno de Souza, Coordenação do Curso de Computação -CCT."

1. Lesões labiais. 2. Termografia. 3. Infravermelho. 4. Processamento de imagens. I. Título

21. ed. CDD 600



ALANNE VANDRÉIA DA SILVA ALVES

CLASSIFICAÇÃO DE LESÕES DE LÁBIO A PARTIR DO  
PROCESSAMENTO DE IMAGENS TÉRMICAS

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciência e Tecnologia em Saúde da Universidade Estadual da Paraíba, como requisito para obtenção do título de Mestre em Ciência e Tecnologia em Saúde.

Dissertação aprovada em: 28/11/2018

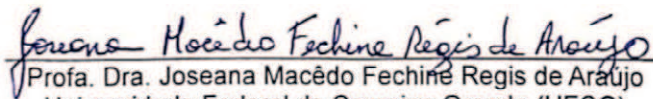
BANCA EXAMINADORA:



Profa. Dra. Kátia Elizabeth Galdino  
Universidade Estadual da Paraíba (UEPB)



Profa. Dra. Pollianna Muniz Alves  
Universidade Estadual da Paraíba (UEPB)



Profa. Dra. Joseana Macêdo Fechine Régis de Araújo  
Universidade Federal de Campina Grande (UFCG)

## AGRADECIMENTOS

Primeiramente, a Deus pela força e discernimento nos momentos difíceis e por ter chegado ao fim.

Aos meus pais, por todo o apoio e confiança que depositam em mim e pela formação imprescindível para que isto fosse possível. Este mérito é fruto da dedicação e amor incondicional que sempre tiveram.

Aos meus irmãos, que sempre estiveram presentes, dando o apoio e auxílio quando necessário, pelo incentivo contínuo e estímulo ao estudo

Ao meu companheiro e amigo, Felipe Thamay, pelo auxílio na vida acadêmica, por me apoiar todas as vezes e pelo amor diário.

Ao NUTES, por me fazer um melhor profissional, contribuindo para o meu desenvolvimento em todas as esferas.

Aos meus orientadores Robson Pequeno e Kátia Elizabete Galdino, pela dedicação, paciência e orientação em todos os momentos.

A meu colega de laboratório Alberto, que muito contribuiu para o desenvolvimento do projeto.

Aos meus amigos que fizeram parte dessa jornada, turma 2016 do Programa de Pós-Graduação em Ciência e Tecnologia em Saúde, pelos momentos de estudo e confraternização.

E a todos que não foram citados, mas de alguma maneira contribuíram para a concretização desse sonho. Agradeço!

“Inteligência é a capacidade de se adaptar a mudanças. A genialidade é antes de tudo a habilidade de aceitar a disciplina.”

*(Stephen Hawking)*



## RESUMO

Esta pesquisa propõe uma metodologia para classificação de lesões labiais de carcinoma de células escamosas e queilite actínica através de imagens térmicas. As lesões de lábio surgem, em geral, pelo excesso de radiação solar incidente, que causa o desenvolvimento de células de queilite actínica ou de carcinoma. O diagnóstico clínico para as lesões é realizado a partir do exame de biópsia excisional, método invasivo. Assim, a termografia pode ser utilizada como ferramenta de auxílio ao diagnóstico, sem oferecer riscos ou desconfortos ao paciente. Foi utilizado como amostra, um conjunto de 11 imagens térmicas de pacientes com câncer, queilite e saudáveis e adotada a extração de atributos estatísticos de textura por meio de matriz de co-ocorrência. Foi usada para classificação a técnica de aprendizagem supervisionada KNN. Pode-se comprovar pelo Teste de Hopkins que há tendência de agrupamento dos dados extraídos e obteve-se como resultado da classificação, 100% de eficácia na distinção dos pacientes saudáveis e com lesão labial e 68% de eficácia para distinguir as lesões labiais em câncer ou queilite. Os resultados obtidos são promissores para a utilização da termografia como exame complementar para o diagnóstico odontológico de câncer e queilite.

**Palavras-chave:** Termografia, Infravermelho, Processamento de Imagens, Classificação.

## **ABSTRACT**

This research was useful to classify squamous cell and squamous cell carcinoma lip lesions through thermal imaging. Latent deafness usually arises from the excess of incident solar radiation, which causes the development of cancer cells or cancer of the carcinoma. The clinical diagnosis for the lesions is performed from the exceptional biopsy examination, an invasive method. Thus, a term can be used as a diagnostic diagnosis, without offering risk or discomfort to the patient. A set of 11 images of patients with cancer, cheilitis and healthy, was used as sample and adopted with extraction of statistical attributes of texture by means of a co-occurrence matrix. It was used for the formation of a supervised KNN supervision technique. It may be that it is tested by Potential pooling of extracted data and is presented as a result of classification, 100% chance of healthy patients and with labial effect of 68% chance of differentiating lip lesions in cancer or cheilitis . The results obtained are promising for the use of the term therapy as a complementary exam for the dental diagnosis of cancer and cheilitis.

**Keywords:** Thermography, Infrared, Image Processing, Classification.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Comparativo da temperatura dos pés para pés diabéticos .....	25
Figura 2 - Comparativo da temperatura dos pés para pés diabéticos .....	25
Figura 3 - Comparativo da temperatura das mãos para o estresse de frio.....	26
Figura 4 - Regiões de interesse demarcadas análise das assimetrias .....	27
Figura 5 - Esquema da sobreposição de imagens 2D.....	26
Figura 6 - Projeção da imagem térmica sobre a ressonância .....	26
Figura 7 - Recuperação da temperatura do braço após estresse térmico.....	28
Figura 8 - Comparativo entre mama saudável e mama afetada.....	30
Figura 9 - Assimetria observada nas mamas.....	30
Figura 10 - Distribuição térmica de aplicações na odontologia .....	33
Figura 11 - Imagens térmicas de lesões na face .....	34
Figura 12 - Segmentação automática .....	41
Figura 13 - Segmentação semiautomática .....	42
Figura 14 - Esquema demonstrativo sobre a dispersão da luz no espectro eletromagnético .....	48
Figura 15 - Distribuição de cores referentes à temperatura (e 26°C a 36°C) e sua associação com o espaço RGB.....	51
Figura 16 - a) Imagem obtida após remover intensidades de azul, b) após remover intensidades de verde, c) imagem de máscara.....	52
Figura 17 - Métodos de segmentação .....	53
Figura 18 - Utilização do histograma para definir um limiar .....	55
Figura 19 - Limiares aplicados a um espaço tridimensional de cores.....	56
Figura 20 - Etapas de formação do vetor de características .....	57
Figura 21 - Ângulos de formação da matriz de coocorrência.....	63
Figura 22 - Análise de componentes principais .....	66
Figura 23 - Diagrama de dispersão.....	67
Figura 24 - Esquema de agrupamentos .....	66
Figura 25 - Gráfico de tendência.....	67
Figura 26 - Classificação não supervisionada.....	68
Figura 27 - Classificação supervisionada .....	69
Figura 28 - Exemplo de classificação do KNN.....	70
Figura 29 - Segmentação automática .....	77
Figura 30 - Imagens de alguns pacientes do grupo treino. (a) e (b) – pacientes normais, (c) - paciente com queilite actínica leve, (d) – paciente com queilite	

actínica moderada, (e) – paciente com queilite actínica severa e (f) – paciente com carcinoma de lábio. ....	79
Figura 31 - Seleção da ROI.....	80
Figura 32 - Em (a), a imagem de entrada; em (b), a região de interesse selecionada; em (c), a ROI em níveis de cinza e em (d), o histograma da lesão..	80
Figura 33 - Máscara de segmentação.....	81
Figura 34 - Resultado do classificador.....	83
Figura 35 - Gráfico de dispersão de pacientes normais e com lesão .....	86
Figura 36 - Gráfico de dispersão de pacientes com queilite actínica e câncer ....	87
Figura 37 - Tendência de agrupamento.....	88
Figura 38 - Paciente do grupo controle.....	92
Figura 39 - Paciente com queilite actínica moderada .....	93
Figura 40 - Paciente com queilite actínica severa .....	94
Figura 41 - Paciente com carcinoma .....	94

## LISTA DE QUADROS

Quadro 1 - Vantagens da utilização da IRT .....	21
Quadro 2 - Principais trabalhos em termografia abordados por Lahiri et al. (2012) ..	22
Quadro 3 - Resumo dos principais trabalhos na área de Odontologia .....	31
Quadro 4 - Métodos de Extração de Características .....	45
Quadro 5 - Classificação dos vetores aleatórios.....	88

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Resumo das principais propostas em Aquisição de IRT .....	37
Tabela 2 - Parâmetros de calibração .....	75
Tabela 3 - Amostragem clínica .....	77
Tabela 4 - Amostragem para classificação .....	81
Tabela 5 - Vetor de atributos de uma amostra arbitrária .....	84
Tabela 6 - Vetor de atributos de uma amostra arbitrária .....	84
Tabela 7 - Matriz de confusão .....	88
Tabela 8 - Matriz de teste para anormalidade .....	89
Tabela 9 - Matriz de teste para Câncer .....	90
Tabela 10 - Calculo de valores de precisão, sensibilidade e acurácia .....	90

## LISTA DE DIAGRAMAS

Diagrama 1 - Etapas para classificação .....	74
--	----

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

**2D** - Duas Dimensões

**3D** - Três Dimensões

**ATM** - Articulação temporo-mandibular

**CAD** - *Computer aided diagnosis*

**FPA** - *Focal plan array*

**IA** - Inteligência Artificial

**INCA** - Instituto nacional do câncer

**IR** - *Infrared*

**IRT** - *Infrared thermography*

**LINCCO** - Liga Interdisciplinar de Combate ao Câncer Oral

**NUTES** - Núcleo de Tecnologias Estratégicas em Saúde

**QA** – Quelite Actinica

**ROI** -*Region of Interest*

**SVM** - *Support Vector Machine*

**UEPB** - Universidade Estadual da Paraíba



## LISTA DE SÍMBOLOS

® - Marca Registrada

# Sumário

<b>1. INTRODUÇÃO .....</b>	<b>18</b>
1.1. Objetivos .....	21
<b>2. REVISÃO DA LITERATURA.....</b>	<b>22</b>
2.1. Aplicações da Termografia na Medicina .....	22
2.2. Aplicações da Termografia na Odontologia .....	29
<b>2.2.1 A incidência de Queilite Actínica .....</b>	<b>33</b>
2.2.2. Carcinoma células escamosas .....	34
2.3 Tratamento de imagens termográficas.....	35
<b>2.3.1 Aquisição de imagens térmicas .....</b>	<b>36</b>
<b>2.3.2 Seleção da ROI e segmentação.....</b>	<b>39</b>
<b>2.3.3 Extração de Características .....</b>	<b>41</b>
<b>3. PROCESSAMENTO DE IMAGENS .....</b>	<b>45</b>
3.1. Padrões de cores .....	45
3.2. Característica das imagens térmicas.....	48
<b>3.2.1.Segmentação de Imagens .....</b>	<b>49</b>
<b>3.2.1.1. Técnicas de segmentação .....</b>	<b>51</b>
3.2.1.1.1. Limiarização.....	52
3.3. Descritores de Textura .....	54
3.3.1 Momentos estatísticos .....	55
<b>3.3.1.Descritores Regionais .....</b>	<b>56</b>
3.3.1.1. Textura .....	56
3.3.1.2. Abordagem estatística.....	57
3.3.1.2.1. Matriz de coocorrência .....	58
3.4. Análise de componentes principais .....	62
3.5. Classificação .....	64
3.6. Similaridade.....	67
<b>3.6.1.KNN.....</b>	<b>69</b>
<b>4. METODOLOGIA.....</b>	<b>73</b>
4.1. Aspectos éticos.....	73
4.2. Critérios de elegibilidade.....	74
4.3. Etapas do procedimento .....	74
<b>4.3.1.Aquisição de imagens .....</b>	<b>75</b>

<b>4.3.2. Pré- processamento de imagens .....</b>	<b>79</b>
4.3.3 Segmentação .....	80
4.3.4 Extração de características.....	81
<b>5 RESULTADOS E DISCUSSÕES.....</b>	<b>86</b>
5.3 Atributos das imagens.....	86
5.4 Gráficos de dispersão e validação .....	87
<b>5.4.3 Cálculo de desempenho .....</b>	<b>89</b>
5.5 Teste de classificação .....	93
<b>5.5.3 Paciente sem lesão .....</b>	<b>94</b>
<b>5.5.4 Pacientes com queilite actínica .....</b>	<b>94</b>
<b>5.5.5 Paciente com carcinoma .....</b>	<b>95</b>
<b>6 CONSIDERAÇÕES FINAIS .....</b>	<b>97</b>
<b>REFERÊNCIAS.....</b>	<b>99</b>

# 1. INTRODUÇÃO

A associação entre temperatura e doença do corpo humano é quase tão antiga quanto a própria medicina. Hipócrates observou diferentes níveis de temperatura em partes do corpo humano e considerou que o aumento do calor do corpo é o principal sinal para o diagnóstico de doença, "quando uma parte do corpo é mais quente ou mais fria do que o restante, então a doença está presente nesta parte" (ADAMS, 1939). Em 1800, Willian Herschel e Hohn Herschel e Langley, deram início ao campo da termografia (PUTLEY, 1982) e contribuíram para o desenvolvimento do bolômetro (instrumento capaz de medir a energia de radiação infravermelha), utilizado por Becquerel, Golay e Gershon-Cohen, em 1964, para produzir imagens de infravermelho visíveis. Hardy, em 1934, descreveu o papel fisiológico da emissão de infravermelho do corpo humano e propôs que a pele humana pode ser considerada como um corpo negro, estabelecendo a importância da medição de temperatura por técnica de infravermelho.

A termografia infravermelha (IRT<sup>1</sup>) é o registro do mapeamento da temperatura do corpo emitida na forma de radiação natural causada pela vibração molecular de corpos que estão acima da temperatura de 0 K<sup>2</sup>. A faixa de emissão encontra-se abaixo do vermelho no espectro eletromagnético, com comprimentos de onda mais longos que os da luz visível (faixa de frequência ondulatória que sensibiliza o olho humano). Os dispositivos de medição e aquisição de dados absorvem a IRT emitida por um objeto e o transforma em sinal eletrônico, disposta posteriormente na forma de imagem.

Um termograma anormal pode indicar um risco significativo para a existência ou para o desenvolvimento de tumores benignos ou malignos mais cedo que outros exames (AGNELLI, BARREA e VILMA, 2010; TANG e DING, 2005; BAGAVATHIAPPAN et al., 2008; ZHANG et al., 2009). As temperaturas locais sobre a pele de um tumor são significativamente maiores (cerca de 2°C<sup>3</sup>

---

<sup>1</sup> IRT - infrared thermography (termografia infravermelha)

<sup>2</sup> K - Kelvin

<sup>3</sup> C - Celsius

a 3°C) do que as temperaturas normais da pele devido aos efeitos de convecção associados à perfusão sanguínea e ao aumento do metabolismo em torno do tumor em relação ao de células normais (AGNELLI, BARREA e VILMA, 2010; ZHANG et al., 2009). Inclusive, um termograma pode identificar tumores de 1,25 cm e é 10 vezes mais significativo como indicador de risco futuro para câncer do que uma história familiar de primeira ordem da doença (ZHANG et al, 2009).

A termografia é usada para detectar condições patológicas no campo médico e odontológico, no diagnóstico de dor, sinusite, varizes e trombozes, problemas nervosos, disfunções respiratórias, distúrbios cardiovasculares, (AVNON et al., 2004; BAGAVATHIPPAN et al., 2008; BORSOOK et al, 2006; BURSTEIN et al, 2000; COHEN, MCARTHUR e RICKES, 1980), algumas condições orofaciais como dor orofacial crônica, distúrbios da articulação têmporo-mandibular (ATM<sup>4</sup>) e detecção de herpes labial, avaliação de transtornos craniomandibulares, detecção de doença oclusa carotídea e quantificação dos efeitos da inflamação pós-cirúrgica (BIAGIONI, LONGMORE e MCGIMPSEY, 1996; BIAGIONI, MCGYMPSEY e LAMEY, 1996; FRIEDLANDER e GRATT, 1994).

M. Chakraborty et al (2016) mostram em seu artigo uma aplicação da termografia para diagnóstico nos casos de câncer oral, causados principalmente pelos maus hábitos orais como a exposição ao tabaco e o excesso de consumo de álcool. De acordo com dados do INCA<sup>5</sup>, esta é a 7ª neoplasia mais frequente na população brasileira, sendo 90% carcinoma de células escamosas. A alta taxa de mortalidade no câncer bucal é predominantemente atribuída à doença que permanece não detectada no estágio nascente. Os pacientes diagnosticados no estágio inicial têm um melhor prognóstico e a taxa de sobrevivência de cinco anos para esses pacientes é de até 75% em comparação com apenas 20% para pacientes diagnosticados em estágio mais avançado da doença.

A clínica da Liga Interdisciplinar de Combate ao Câncer Oral (LINCCO), do departamento de Odontologia da Universidade Estadual da Paraíba – UEPB, atende pacientes de Campina Grande e região, com Queilite actínica e

---

<sup>4</sup> ATM - Articulação temporo-mandibular

<sup>5</sup> INCA – Instituto nacional do câncer

Carcinoma de Células Escamosas. A incidência de pacientes com queilite actínica é alta, podendo ser leve, moderada ou severa. Este diagnóstico é realizado após o exame histopatológico (biópsia) e a análise morfológica é realizada no laboratório de Patologia Oral do Departamento de Odontologia da UEPB. A realização da biópsia é imprescindível, pois além dos níveis de queilite actínica, pode indicar um diagnóstico de câncer. Porém, por ser invasiva, muitos pacientes relutam em submeter-se a este procedimento, o que também justifica as pesquisas na área de diagnóstico de lesões e câncer por meio da termografia, que é uma técnica não invasiva, indolor e eficaz.

A motivação da pesquisa é verificar a viabilidade da utilização da imagem térmica de infravermelho como ferramenta auxiliar para o diagnóstico do câncer de lábio, para servir de complemento às análises realizadas pela LINCCO.

A pesquisa descrita traz uma abordagem sobre as aplicações médicas de IRT, sistemas de auxílio ao diagnóstico e processamento de imagens térmicas. O documento está descrito conforme a descrição: no capítulo 2 é mostrada uma revisão do estado da arte dos trabalhos realizados no campo da termografia. No capítulo 3, é abordado o processo de tratamento de imagens e no capítulo 4, a metodologia estabelecida para realização da pesquisa. No capítulo 5, a discussão dos resultados obtidos, as conclusões e, por fim, as referências bibliográficas.

## **1.1. Objetivos**

Nesta sessão serão apresentados os objetivos definidos para cumprir a meta da pesquisa.

### **1.1.1. Geral**

Desenvolver um algoritmo de aprendizagem para classificar termogramas de face e classificar as imagens de acordo com a lesão, devendo corroborar com o resultado da análise histopatológica (exame de biópsia) das lesões.

### **1.1.2. Específicos**

- Realização de uma revisão da literatura
- Estabelecer critérios preliminares de aquisição para imagens de lábios;
- Buscar estratégias para maximizar a eficácia do número de amostras;
- Classificar as imagens teste entre “normal”, “queilite actínica” e “carcinoma”;

## 2. REVISÃO DA LITERATURA

Neste capítulo é apresentada a revisão da literatura das principais pesquisas relacionadas à termografia, aplicada nas diversas áreas da medicina e da odontologia, que servirá de embasamento e buscam garantir confiabilidade para realização da pesquisa.

### 2.1. Aplicações da Termografia na Medicina

A imagem infravermelha é um exame de diagnóstico extremamente sensível que mede e registra a temperatura da superfície e a distribuição do calor no corpo. As aplicações da termografia em medicina para o diagnóstico de vários processos de doenças se expandiram na última década, devido aos avanços tecnológicos. A sensibilidade da nova geração de sensores infravermelhos tornou a IRT um método seguro, eficiente e confiável para o estudo de algumas doenças humanas. Além do baixo custo em relação a outras tecnologias, esta técnica não-invasiva é ideal como método de diagnóstico, pois é completamente inofensivo, sem emitir radiação ou causar danos. O termógrafo utiliza a energia de radiação térmica infravermelha de onda longa emitida pela pele. A IRT serve como exame complementar, não descartando a utilização de outros exames por imagem, mas tem grandes vantagens em sua utilização, dispostas no quadro 1.

A instrumentação da termografia na medicina foi melhorada com o aumento da resolução térmica, do processamento de sinais digitais e a introdução de novas matrizes de detectores de FPA<sup>6</sup> (NOWAKIWSKI, 2006), tornando os sistemas de imagem térmica mais sensíveis, rápidos e com baixo custo, com um formato de imagem padronizado e portáteis, com imagem em tempo real, aumentando uso da imagem térmica na detecção precoce de várias doenças. As aplicações são diversas: tumores benignos, feridas, asma, alergias, bronquite e influenza (AGNELLI, BARREA e VILMA, 2010; FRIZE, HERRY e ROBERGE, 2002; HARDING, 1998; KOAY e HERRY, 2004; MITAL e SCOTT,

---

<sup>6</sup> FPA – Focal plan array (Matriz de Plano Focal)



2007; NG, 2009; HEAD, 2001; KIM et al., 2010; COHEN, MCARTHUR e RICKLES, 1980; TIMOTHY, CONWELL e GIORDANO, 2008; SELVARASU, NACHIAPPAN e NANHHITHA, 2009).

Quadro 1 - Vantagens da utilização da IRT.

Característica	Vantagem
IRT é uma tecnologia sem contato	O paciente não entra em contato com o termógrafo
IRT fornece imagens bidimensionais	Possibilita uma comparação entre as regiões do corpo ou cena
IRT é em tempo real	Permite a aquisição de metas rápidas e de padrões térmicos que mudam rapidamente
IRT não emite radiação prejudicial	Isso a torna adequado para uso prolongado e repetido, ao contrário de outros procedimentos, como raio-X
IRT é uma técnica não-invasiva	Não compromete ou afeta o corpo ou cena

Fonte: Sanches (2009).

Além destas, Lahiri et al. (2012) mostra em sua revisão, que a termografia pode ser aplicada nas áreas de termorregulação, detecção de febre, aplicações dermatológicas, monitorização da pressão arterial, tratamento de rim, operação cardíaca, ginecologia, testes de personalidade, imagem cerebral e nos diagnósticos de neuropatia diabética e doença vascular, doenças reumáticas, de síndrome do olho seco e doenças oculares e doenças hepáticas, destacando os trabalhos mais relevantes, que servirão de embasamento para este, listados no quadro 2.

Jayakumar et al. (2010) e Sun et al. (2006) realizaram um estudo com o objetivo de analisar a correlação entre a temperatura plantar do pé e a neuropatia diabética usando uma técnica de IRT. Jayakumar et al. (2010) utilizou 112 indivíduos com diabetes tipo 2. A temperatura de referência dos pés foi calculada a partir da média das 6 regiões mostradas nas Figuras 1a e Figura 1b (é possível observar em cores mais escuras as regiões de menor vascularização) e foram

marcadas as regiões com temperatura abaixo da média. Os resultados encontrados mostraram que pacientes com neuropatia diabética tiveram uma temperatura do pé mais alta, entre 32-35°C em comparação com pacientes sem neuropatia com 27-30°C.

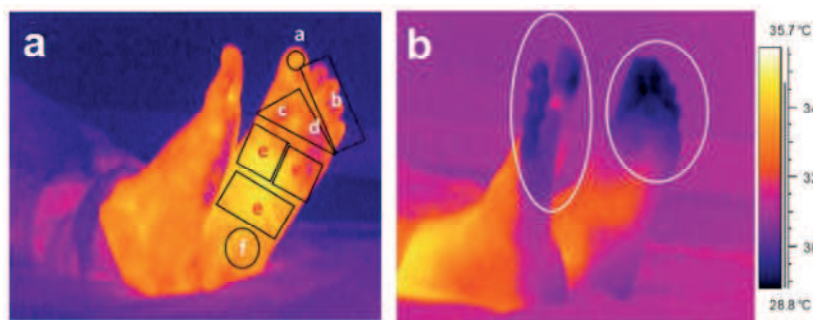
Quadro 2 - Principais trabalhos em termografia abordados por Lahiri et al. (2012).

Autor (ano)	Estudo
Jayakumar et al. (2010)	Neuropatia Diabética
Bouzida, Bendada e Xavier P. Maldague (2009)	Termo regulação
Park, Hyun e Seo (2007)	Síndrome do impacto no ombro
Sun et al. (2006)	Pé diabético em risco
Hosaki et al. (2002)	Circulação periférica em indivíduos com Diabetes
Jos e Brioschi (2007)	Fusão de imagens 3D e IR
Deng e Liu (2005)	Diagnóstico térmico de tumores de pele

Fonte: Lahiri et al. (2012).

Da mesma forma que Jayakumar et al. (2010), Sun et al. (2006) também dividiu a imagem térmica em seis regiões de interesse como mostrado na Figura 1, e a temperatura média do pé foi calculada a partir dessas seis regiões, tomando como referência a temperatura do peito do pé para conduzir o processo de normalização de dados. As condições dermatológicas estão altamente relacionadas às anormalidades de transpiração termorreguladora, pois a diminuição da atividade sudomotora (anidrose, intolerância ao calor, sudorese gustatória) é um sinal precoce de dano simpático. Os pacientes diabéticos nestes estudos foram categorizados com base no grau de disfunções sudomotoras.

Figura 1 - Comparativo da temperatura dos pés para pés diabéticos.



Fonte: Adaptada de Jayakumar et al. (2010).

Os pacientes em risco, apresentaram ausência de resposta simpática da pele em ambos os pés, indicado pela termografia. Os dois artigos concluem que a imagem térmica infravermelha pode ser usada como uma ferramenta adicional para avaliação de pés diabéticos.

Figura 2 - Comparativo da temperatura dos pés para pés diabéticos.

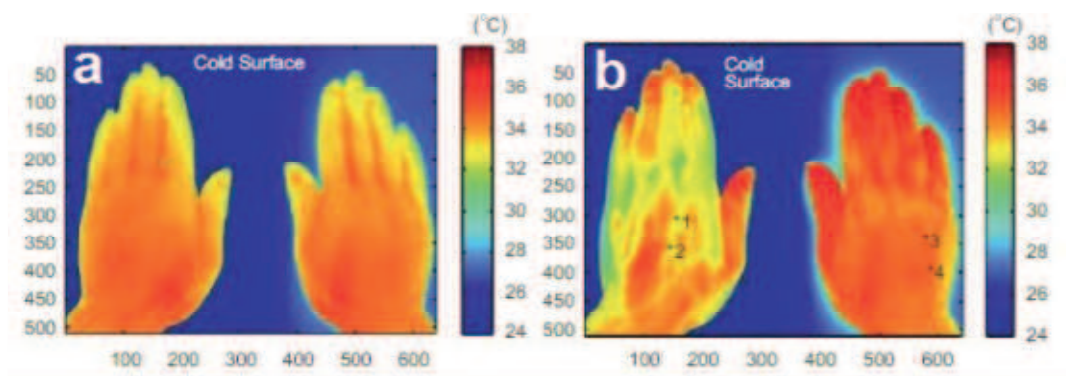


Fonte: Sun et al. (2006).

No experimento de Bouzida, Bendada e Maldague (2009), para análise de termorregulação, são propostos dois métodos para aquisição do termograma com geração e perda de calor. O primeiro é baseado na pletismografia, prender o retorno venoso para avaliar o fluxo sanguíneo. Esta técnica foi utilizada para analisar a reação térmica do corpo ao estímulo. Esta parte do experimento foi realizada utilizando uma braçadeira e um tensiômetro eletrônico com sistema de comando integrado, colocado para monitoramento da pressão sanguínea e variação de frequência e estimulação. O segundo experimento foi realizado usando um estresse de frio, cujo o objetivo foi investigar a reação do sistema de

termoregulação do corpo após um resfriamento local aplicado à pele. A sala foi ajustada para uma temperatura ambiente quente (em relação ao primeiro). Uma das mãos é colocada em uma superfície de metal frio (cerca de 13°C) durante 3 minutos e o perfil térmico foi analisado. A termografia por infravermelho forneceu uma descrição detalhada da distribuição de temperatura na parte de trás da mão, o que não seria possível usando outros sensores de aquisição. A Figura 2a mostra a temperatura das mãos antes de aplicar um estresse de frio e a 2b mostra a imagem térmica 3 minutos após o estresse de frio. É possível notar nesta imagem um considerável aumento na temperatura da mão.

Figura 3 - Comparativo da temperatura das mãos para o estresse de frio.

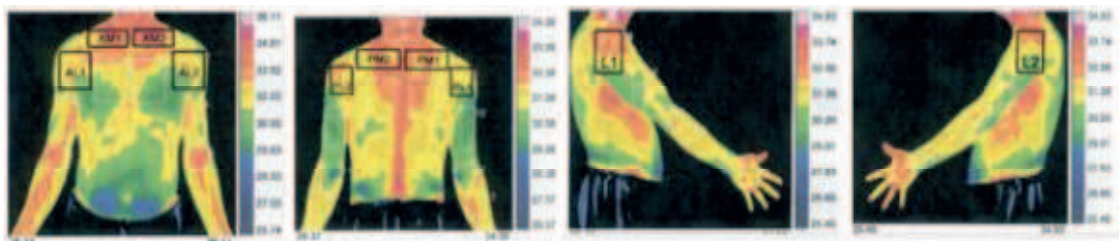


Fonte: Bouzida, Bendada e Xavier P. Maldague (2009).

Hosaki et al. (2002) desenvolveram um estudo cujo objetivo era estabelecer uma nova técnica diagnóstica não-invasiva para a circulação periférica em pacientes com diabetes no estágio inicial da arteriosclerose. A termografia foi utilizada para observar a circulação periférica quantitativamente. A pesquisa foi realizada com 27 pacientes com diabetes mellitus que estavam sofrendo frieza, entorpecimento ou dor nos pés. O estudo foi feito utilizando a técnica de estresse de calor e frio, para análise da recuperação de temperatura. O fluxo sanguíneo periférico recuperou-se imediatamente após o estímulo a frio, e teve uma alta taxa de recuperação da temperatura. Isso pode significar que a termografia é útil para o estudo não invasivo com os pacientes diabéticos com problemas circulatórios nas regiões periféricas.

O trabalho de Park, Hyun e Seo (2007) foi implementado com o objetivo de avaliar pacientes com síndrome de impacto no ombro para a detecção de dor e limitação do ombro. Para este estudo, foram segmentadas as regiões de interesse, mostradas na Figura 4, que mostra em vermelho os pontos de maior temperatura. O estudo correlacionou os dados de análise clínica (como alcance de elevação do ombro) com os dados de temperatura e encontrou como resultados uma relação entre um intervalo de movimento diminuído e hipotermia, associado à atrofia muscular localizada causada pela imobilidade do ombro. Foi observado que a termografia foi capaz de identificar a atrofia muscular, apontando uma assimetria entre os dois ombros.

Figura 4 - Regiões de interesse demarcadas análise das assimetrias.



Fonte: Park, Hyun e Seo (2007)

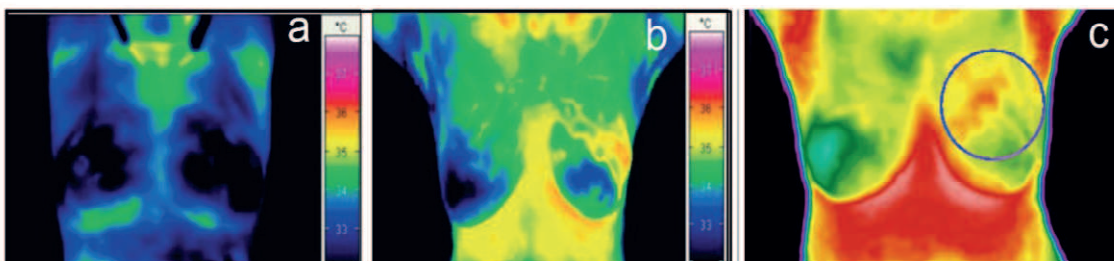
Além destas aplicações, a termografia é muito útil para detectar câncer de mama não palpável e avançados ou aqueles com crescimento rápido e agressivo, bem como detectar os primeiros sinais de que um câncer pode estar se formando até 10 anos antes de qualquer outro procedimento por imagem, como raios-X, tomografia computadorizada ou ressonância magnética. Spitalier et al. (1982) selecionou 61.000 mulheres usando termografia ao longo de um período de 10 anos e descobriu que a termografia foi o primeiro indicador de câncer de mama em 60% dos casos (AMALRIC et al., 1982).

Foi confirmado que padrões anormais nas imagens infravermelhas são os indicadores de risco mais elevado de desenvolvimento futuro do câncer de mama (LOUIS, WALTER e GAUTHERIE, 1982). Gamagami estudou angiogênese por IRT e relatou que, em 15% dos casos, IRT poderia detectar cânceres que não eram discerníveis pela mamografia (LASALASANEN, 1986). Ele também mostrou que, hipervascularidade e hipertermia eram visíveis em 86 casos de câncer de mama não palpável. Head, Wang e Elliott (1993) relataram que, indicadores de prognóstico relacionados à taxa de crescimento estão fortemente

associados com os termogramas. As atividades termostáticas na mama estão diretamente relacionadas ao prognóstico e agressividade do tumor. Foi relatado que câncer de células mais ativas (portanto mais quente) mostram um prognóstico pior com 24% de taxa de sobrevivência em 3 anos, enquanto que, para o câncer mais frio o prognóstico é muito melhor com 80% de taxa de sobrevivência (W.C.AMALU et al., 2006).

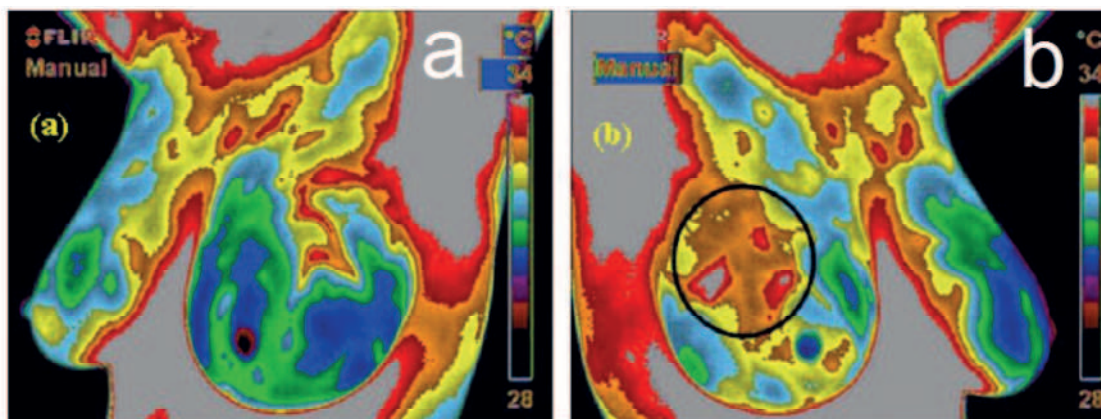
É possível observar na Figura 8 a distribuição assimétrica da temperatura, e, portanto, indicando uma anormalidade na saúde do paciente. Na Figura 8a, há o retrato de uma mama saudável, e na Figura 8b nota-se uma irregularidade em amarelo e vermelho. Na Figura 8c a região afetada está demarcada por um círculo. A Figura 9 mostra um termograma de uma paciente com câncer de mama. A Figura 9a mostra um termograma do peito esquerdo e na Figura 9b, um termograma do peito direito. A região circundada no termograma do peito direito mostra uma temperatura mais alta em relação às regiões normais circundantes.

Figura 8 - Comparativo entre mama saudável e mama afetada.



Fonte: Sheetal (2015).

Figura 9 - Assimetria observada nas mamas.



Fonte: W.C.Amalu, Hobbins e Head (2006).

## 2.2. Aplicações da Termografia na Odontologia

O IRT também tem sido amplamente utilizado na odontologia. Graff-radfordt et al. (1996) desenvolveram um sistema de classificação usando termogramas subcutâneos de dor orofacial crônica. Os termogramas foram classificados como normais, quentes e frios. Eles relataram que os termogramas quentes têm diagnóstico clínico de dor simpaticamente mantida, dor mediada pelo nervo periférico, atroparia da articulação temporomandibular (ATM) ou sinusite maxilar, enquanto os termogramas frios têm o diagnóstico clínico de dor mediada pelo nervo periférico ou a dor simpática e independente. Os termogramas normais incluem indivíduos com diagnóstico clínico de síndrome do dente rachado, neuralgia do trigêmeo, neuralgia pré-trigêmea ou dor facial psicogênica. Esta metodologia foi encontrada em 9220 casos. Demonstrou que os pacientes com ATM de têm padrões térmicos simétricos com valores significativos de 0,1 C: ao passo que os indivíduos que sofrem de dores da ATM apresentaram padrões térmicos assimétricos com temperatura aumentada em relação à região afetada com valores significativos de 0,4°C (Farman et al.,1995) estudou um grupo de distúrbios da articulação temporomandibular ligeira a moderada e descobriu que os valores de temperatura estão correlacionados com o nível de dor nos indivíduos.

Gratt et al. (1995) relataram que o IRT do queixo é um método eficaz para diagnosticar o déficit do nervo alveolar inferior enquanto os indivíduos sem déficit têm padrões térmicos simétricos, o que pode ser atribuído ao bloqueio de mensagens vasoconstritoras neuronais.

Cummings et al. (1999) realizaram estudo in vitro, usando IRT, em dentes pré-molares humanos extraídos e descobriram que, durante ETD, a temperatura pulmonar aumenta de 16,8°C para 45,6°C e, portanto, apresentando sérios danos aos tecidos pulpaes.

Usando o IRT, Abdelaziz e Alsamhari (2014) estudaram o padrão de distribuição de calor durante a preparação da cavidade de alta velocidade usando pulverização de ar-água e pulverização de ar e descobriram que o aumento médio da temperatura nos dois processos é de 2,8°C e 3,7°C /,respectivamente.

Biagioni et al. (1996) investigaram a geração e propagação de calor durante a perfuração de osso dentário, utilizando IRT. Benington et al. (1996) também usaram IRT para monitorar alterações temperatura do osso durante o processo de perfuração para a preparação do local do implante. Madura et al. (2004) usou IRT in vitro para estudar a influência térmica de um laser em uma raiz do dente durante o processo de esterilização. Experimentos foram realizados em um dente humano extraído. Os autores estudaram a influência da transmissão de calor, espessura do tecido e tempo de irradiação no aumento de temperatura do dente. Uma sistematização destes dados encontra-se no Quadro 3.

Quadro 3 - Resumo dos principais trabalhos na área de Odontologia.

Autor	Estudo	Conclusões
Graff-radfordt et al. (1996)	Sistema de classificação de termogramas para dor orofacial crônica.	Os termogramas, sendo quentes ou frios, são capazes de identificar o tipo e a origem da dor.
Farman et al. (1995)	Distúrbios da articulação temporomandibular ligeira a moderada TMD.	Os valores de AT estão correlacionados com o nível de dor nos indivíduos.
Gratt et al. (1995)	Diagnostico do déficit do nervo alveolar inferior através de IRT de queixo.	A simetria entre os pacientes com déficit e sem déficit tem uma diferença significativa.
Abdelzriz e Alsamhari (2014)	Padrão de distribuição de calor usando pulverização de ar.	O aumento médio da temperatura nos dois processos é de 2,8 e 3,7 respectivamente.



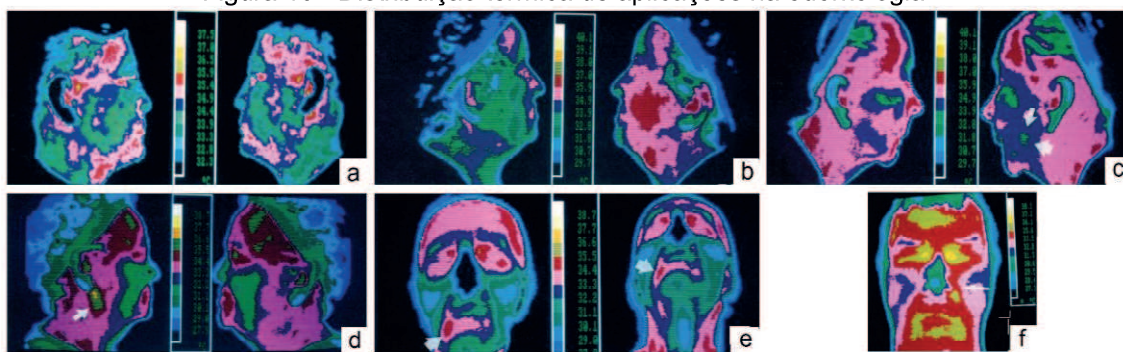
Benington et al. (1996)	Monitoramento das alterações temperatura do osso durante o processo de perfuração para a preparação do local do implante.	As temperaturas ao redor do implante foram detectadas com precisão e forneceu dados preliminares comparados aos de refrigeração de sistemas irrigantes.
Madura et al. (2004)	Influencia térmica do laser Nd: YAG em uma raiz do dente durante o processo de esterilização.	IRT pode ser utilizado com sucesso para o monitoramento da temperatura do tecido dental e otimização do processo de esterilização.
Biagioni et al. (1996)	Avaliação de distúrbios craniomandibulares.	Os indivíduos do teste apresentarem temperaturas elevadas sobre a região do masseter e na região de desconforto mastigatório.

Fonte: Respectivos autores mencionados.

Graff-radfordt et al. (1996) fizeram uma revisão da termografia da época com aplicações diretas na odontologia. Apesar da má resolução das imagens devido a qualidade dos dispositivos, é evidente a assimetria de cores na face dos pacientes, destacando e indicando as patologias referidas no artigo. Na Figura 10 mostra a relação entre os termogramas de 6 pacientes. Na Figura 10a é do paciente controle (sem anormalidades), em que se observa uma simetria entre os lados da face, utilizando uma faixa de cor de 0,5°C. Na Figura 10b, o paciente foi diagnosticado com tendo dor facial mantida simpaticamente. Pode-se observar a emissão de calor aumentada no lado esquerdo da face (manchas vermelhas, regiões cor-de-rosa) correspem quentes ao local da dor crônica, utilizando um intervalo de 1°C. Na Figura 10c mostra um paciente diagnosticado com neuralgia traumática (fria), com intervalos de cores de 1°C. A diminuição na emissão de calor é observada pelas áreas pretas, azuis e verdes, correspem quentes ao local de dor crônica do paciente. O termograma da Figura 10d mostra uma neuralgia traumática (quente) com alcance de 1°C. A emissão de calor do lado direito do rosto é observada pelas cores ouro, amarela e na região indicada

pela seta. Em 10e o paciente tem um déficit no nervo alveolar inferior com 1°C de alcance. A emissão de calor é maior no lado direito do queixo, em que indica a seta. O termograma direito foi tomado com o queixo elevado. Por último, na Figura 10f, o paciente tem o diagnóstico de doença do seio maxilar, gravada com faixa de 1°C. No lado esquerdo, há uma maior emissão de calor, nas cores amarelas, vermelhas e em que a seta indica.

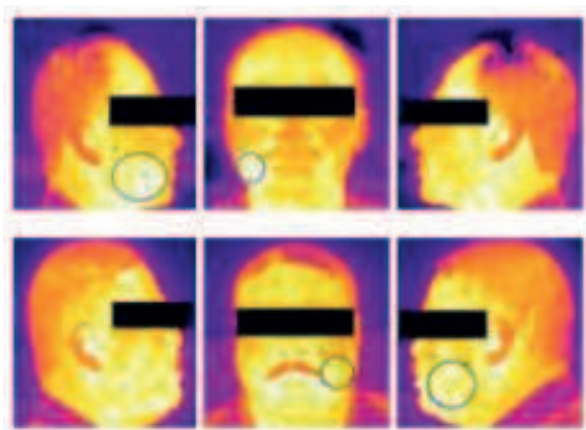
Figura 10 - Distribuição térmica de aplicações na odontologia.



Fonte: Graff-radfordt et al. (1996).

Chakraborty, M et. al (2016) utilizaram IRT para classificação de lesões, sendo os pioneiros em análises de termogramas faciais para situações malignas, pré-cancerosas ou normais com imagens de faces frontal e de perfil, como mostrado na Figura 11. Os resultados obtidos reforçam firmemente a afirmação de que as informações de textura em termogramas fornecem pistas eloquentes para diferenciar indivíduos normais de pacientes com malignidade.

Figura 11 - Imagens térmicas de lesões na face.



Fonte: Adaptada de Chakraborty, M et. al (2016).

Os estudos abordados são um forte indicativo de que o IRT pode ser utilizado com sucesso para o monitoramento da temperatura do tecido dental e facial, bem como a sua utilização para diagnóstico de queilite actínica.

### **2.2.1 A incidência de Queilite Actínica**

O câncer oral representa a quarta neoplasia maligna mais comum entre os homens e a sétima entre as mulheres. O CCEO em alguns casos é precedido por lesões consideradas premalignas (SCULLY; FELIX, 2006).

No Brasil, devido à grande incidência de atividades econômicas que submetem o trabalhador a exposição ao sol de forma continuada, agravado por ser um país tropical, o câncer de lábio assume uma posição de destaque. (SILVA et al, 2006). A literatura é unânime em afirmar que a exposição constante ao sol pode causar danos irreparáveis, nos horários de maior incidência dos raios solares e sem a devida proteção, principalmente se ocorrer de forma constante. Uma das consequências causadas pela radiação solar que precede o câncer de lábio é a queilite actínica lesão potencialmente maligna que afeta tecido, causando vermelhidão dos lábios (PISCASCIA; ROBINSON, 1987), gerada pela ação da radiação ultravioleta do sol sobre os lábios sendo esta, uma condição degenerativa do epitélio de revestimento labial (COLEMAN; NELSON, 1996).

O diagnóstico de queilite actínica é baseado no exame clínico, histopatológico e no histórico de exposição aos fatores de risco. O lábio inferior é o mais afetado, mostrando regiões erodadas, ulceradas ou com crostas, podendo ocorrer sangramento (MANGANARO; WILL; POULOS, 1997). Inicialmente, os lábios apresentam-se ásperos e ressecados, depois aparecem estrias ou fissuras perpendiculares ao limite do lábio. Nos casos mais avançados, é comum o edema difuso do lábio e o apagamento do limite dermatomucoso (LUNDEEN; LANGLAIS; TEREZHALMY, 1985). Geralmente, é assintomática, mas pode haver, com a descamação persistente, sensação de secura, queimação, prurido e dor (CATALDO; DOKU, 1981). A queilite actínica pode apresentar-se na forma aguda, menos comum, relacionadas a episódios de intensa exposição ao sol, com presença de ulcerações, bolhas e crostas; geralmente é autolimitante e regride após cessar o agente etiológico (MANGANARO; WILL; POULOS, 1997) e na forma crônica que aparece devido à exposição solar de forma contínua, sendo esta a mais comum e encontrada principalmente depois da quinta década de vida (KAUGARS et al., 1999).

Após identificados os sintomas em clínica, é realizado, em geral, um procedimento cirúrgico (altamente invasivo), em que é recolhido o material para realização do exame histopatológico, biópsia excisional, confirmando o diagnóstico clínico.

### **2.2.2. Carcinoma células escamosas**

O número de diagnósticos anuais de carcinoma de células escamosas ou carcinoma espinocelular (CEC<sup>7</sup>) é estimado em 450 mil. É o segundo tipo de câncer de pele mais comum (depois do carcinoma basocelular), segundo Robins (2010). Tommasi e Garafa (1980) afirmam que o lábio inferior é a região anatômica mais comprometida pelo carcinoma, depois da língua.

O carcinoma epidermóide de lábio inferior pode apresentar uma variação de quadro clínico que vai desde uma grande massa tumoral exofítica sobre um profundo processo proliferativo até uma tumefação pouco elevada do vermelhão do lábio, ou uma indiscernível lesão crostosa. Uma característica muito

---

<sup>7</sup> CEC - Carcinoma de células escamosas ou carcinoma espinocelular.

importante presente em todos os cânceres da mucosa bucal é o endurecimento da periferia do tumor, que se pode constatar pela palpação.

Esta forma de neoplasia cutânea surge nas células escamosas, que constituem a maior parte das camadas superiores da pele (epiderme). Os carcinomas de células escamosas podem ocorrer em todas as partes do corpo, embora se desenvolvam mais em áreas constantemente expostas ao Sol, como braços, pernas, pescoço, rosto e couro cabeludo. Lemos (2016) aponta que na maioria dos estudos, o lábio inferior constitui o local de maior prevalência do câncer. Os aspectos descritos, portanto, referem-se ao lábio inferior, por estar voltado à iminência de radiação solar. Sobre a distribuição nos lados direito e esquerdo, não há diferenças significativas, embora o terço médio do lábio pareça ser o ponto de início mais frequente da lesão. Em geral, a pele nessas regiões apresenta sinais de dano solar, como enrugamento, mudanças na pigmentação e perda de elasticidade.

Aqueles que ocupam cargos que demandam atividades externas ou permanecem por muito tempo debaixo do Sol estão em situação de maior incidência, assim como os indivíduos que possuem condições hereditárias que deixam a pele mais susceptível aos raios UV.

Em geral, a neoplasia maligna do lábio cresce lentamente. Portanto, não causa surpresa o fato de o indivíduo acusar tardiamente a manifestação da doença. Outras vezes, a lesão é representada por crostas esbranquiçadas com discretas áreas ulceradas. Em geral, regiões afetadas por câncer mostram uma maior vascularização, mas a região periférica tende a estar mais ressecada e endurecida, podendo conter também região de queilite actínica.

## **2.3 Tratamento de imagens termográficas**

Esta sessão refere-se aos principais métodos de aquisição e processamento de imagens na área de termografia, com sugestões que serviram de base para determinação da metodologia.

### **2.3.1 Aquisição de imagens térmicas**

Mudanças ambientais como umidade, temperatura e ar podem causar variações nas imagens do termograma. A realização desse exame exige protocolos rígidos, em vista de minimizar os resultados de falso positivo. Um dos maiores problemas relacionados aos trabalhos na termografia são os vários protocolos com os procedimentos de aquisição são realizados. Nesta seção são discutidos os protocolos de aquisição abordados na revisão de Borchart (2012), organizados na Tabela 1.

A aquisição de imagens térmicas pode ser categorizada em relação ao corpo sob a transferência de calor (estática ou dinâmica) e categorizada de acordo com a repetição: estática, quando o paciente está em equilíbrio térmico com o ambiente, ou dinâmica, no monitoramento da recuperação da temperatura da pele após um estresse térmico causado (por exemplo, resfriamento ou aquecimento) ou estresse químico (por exemplo, vasodilatação ou vasoconstrição). A aquisição única, é adequada para identificar áreas de pontos quentes e frios e para medir as assimetrias na distribuição da temperatura (JONES e PLASSMANN, 2002). No modo sequencial, uma série de imagens são adquirida sequencialmente durante um período de minutos, que pode ser configurado na câmera. No modo de acompanhamento, as imagens adquiridas são separadas por um intervalo de tempo substancial (cada 3 ou 6 meses), para monitorar o progresso ou tratamento de alguma doença (JONES e PLASSMANN, 2002). Quando um procedimento de captura dinâmico é realizado para avaliar um estresse térmico, o paciente é exposto a um fluxo de ar fresco direcionado à região de estudo e as imagens são adquiridas durante ou após a exposição (TEJERINA, 2009; N.ARORA, 2008; KAPOORANDSV e PRASAD, 2010).

Tabela 1 - Resumo das principais propostas em Aquisição de IRT.

<b>Autor (Ano)</b>	<b>Tipo de aquisição</b>	<b>Temperatura</b>	<b>Recomendações</b>	<b>Nº de imagens</b>	<b>Nº de Pacientes</b>
Koay, Heay e Frize (2004) Nakashima (2009)	Único/Dinâmico 20 Minutos	22C	Evitar álcool, cafeína, medicamentos para dor, loções e fumo 2h antes do teste	-	19
Fet al. (2009)	Único/Estático 10 minutos	25 a 28	-	8:4 frontais, 4 laterais	220
Wishart et al (2010)	Sequencial/Dinâm ico 5 minutos	Até 30	-	Não mencionado	117
Gokberger et al (2009)	Filmerna posição frontal	-	Não mencionado	250	100
Kapoor e Prasad (2010)	Único/Estático 7 a 10 minutos	-	-	50 quadros a 200 quadros	-
Amri, Saidane e Pilko (2011)	Único/Estático 10 a 20 minutos	22	Captura em quarto escuro para evitar interferências	-	-
Gutierrez delgado (2015)	Único/Estático 10 a 15 minutos	18 a 22	Evitar consumo de álcool, exercícios físicos e uso de produto de pele	-	-
Kontos, Wilson e Fentiman (2011a)	Único/Estático 10 a 15 minutos	18 a 23	-	3:1 frontal e 2 laerais	-
Nge Kee (2007)	Único/Estático 20 minutos	22	-	3:1 frontal e 2 laerais	63
Acharya et al. (2012)	Único/Estático 15 minutos	20 a 22 unidade a 60%	Evitar álcool, cigarro e produtos de pele	-	-
Bezerra (2007)	Único/Estático 10 minutos	25 a 28	-	8:4 frontais e 4 laerais	220

Fonte: Borchardt 2011.

Arora et al. (2008) propõem um procedimento que leva cerca de 4 min por paciente, e a aquisição sequencial dinâmica produz mais de 100 imagens térmicas durante a administração de um estresse frio. O registro de imagens no tempo é assistido por três marcadores na pele do paciente. Na aquisição dinâmica única usada por Tejerina (2009) e Kapoorand e Prasad (2010), a região é refrigerada durante 7 a 10 minutos um pouco antes da captura de imagem. A temperatura recomendada para este procedimento é de aproximadamente 22°C, e o exame deve ser realizado no escuro, para minimizar interferências. A condição de temperatura ambiente controlada destina-se a garantir que, a perda de calor devido à evaporação possa ser negligenciada.

Para definição de um protocolo, além da captura de imagem, fatores como a idade do paciente e a data do primeiro dia do último período menstrual, porque as alterações hormonais estão relacionadas às variações de temperatura e podem afetar a estabilidade das medidas termográficas (NG et al., 2001). Em protocolos de aquisição única estática, os pacientes passam de 10 a 20 minutos para a aclimatização antes da aquisição da imagem (ARAUJO, LIMA e SANTOS, 2009; KONTOS, WILSON e FENTIMAN, 2011b). A maioria dos trabalhos sugeriu que a sala deve ter uma temperatura controlada na faixa de 18 a 22°C e umidade à 60%. No entanto, há casos em que as imagens são adquiridas na região climática tropical (25°C a 28°C), quando as condições de temperatura e umidade não podem ser controladas.

Jones e Plassmann (2002) e Kapoorand e Prasad (2010) também recomendam que seus pacientes evitem álcool, cafeína, não fumar duas horas antes do teste e não aplicar loções na área do corpo em que serão feitas as imagens. Da mesma forma, Ng et al. (2001) instrui seus pacientes de qualquer atividade física durante 20 min antes do exame para reduzir o metabolismo do corpo e estabilizar a temperatura corporal. Acharya et al. (2012) consideram ainda que as pacientes estejam dentro do período de 5 a 12 e 21 dias após o ciclo menstrual.

Para o diagnóstico de câncer bucal, Chakraborty, M et. al (2016) fizeram a aquisição das imagens para o câncer de boca em uma sala com temperatura controlada. Foram obtidas três imagens: perfil frontal, esquerdo e direito. O banco de dados utilizado foi criado para a pesquisa, com grupo de imagens



sendo 81 malignas, 59 pré-cancerosas e 63 indivíduos normais na faixa etária de 23 a 65 anos. As imagens foram adquiridas usando a câmera FLIR modelo T650-SCO.

### 2.3.2 Seleção da ROI e segmentação

A segmentação da Região de Interesse (ROI<sup>8</sup>), consiste em selecionar regiões da imagem, separando aquelas que são significativas para determinada tarefa (DOUGHERT, 2009 e DOURADO NETO, 2014). Várias técnicas de segmentação podem ser aplicadas às imagens médicas, contudo dependem do tipo de imagem e da estrutura em análise. A segmentação de termogramas torna-se difícil pela ausência de limites nítidos de temperatura em alguns locais e por suas estruturas disformes. Por este motivo, a dificuldade em desenvolver sistemas totalmente automáticos leva a maioria dos autores a preferir a extração da ROI manual ou semiautomática.

Dessa forma, um processo de segmentação que identifique corretamente a região de interesse é um requisito de fundamental importância para que as informações resultantes de análises estatísticas e/ou de simulações numéricas sejam confiáveis.

A revisão feita por Queiroz (2016) mostra a segmentação da região de interesse feita de forma automática por Dourado Neto (2014), e semiautomática, por Araújo, Lima e Santos (2009). A matriz de temperaturas da imagem termográfica foi reconstruída como uma imagem digital através do Matlab R, atribuindo uma cor a cada valor de temperatura, e sobre essa imagem foi feita a segmentação.

No caso da segmentação automática, a imagem foi tratada em tons de cinza, na qual os tons mais claros indicam as temperaturas mais altas, e o processo de extração da região de interesse ocorre sem nenhuma intervenção humana, na Figura 12. Na segmentação semiautomática é necessário que o usuário selecione a região a partir de ferramentas geradas no Matlab R. Ao final

---

<sup>8</sup> ROI - Region of interest (Região de interesse)

do processo, são obtidas duas matrizes de temperaturas independentes, um referente à mama esquerda e a outra à mama direita, como mostra a Figura 13.

Figura 12 - Segmentação automática.

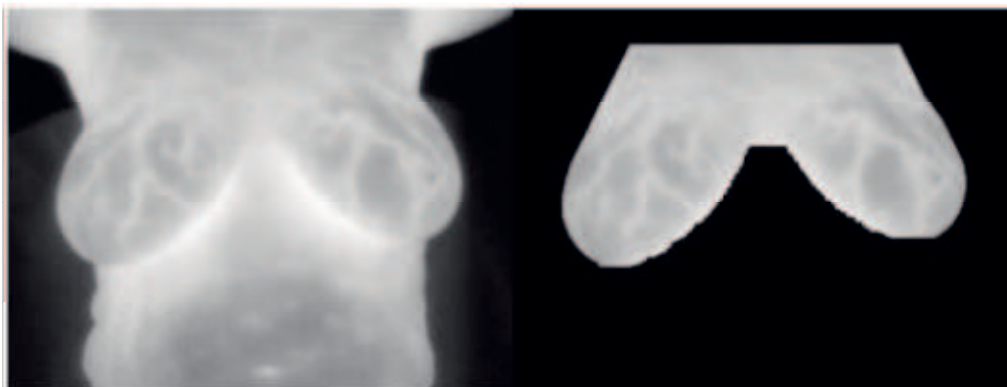
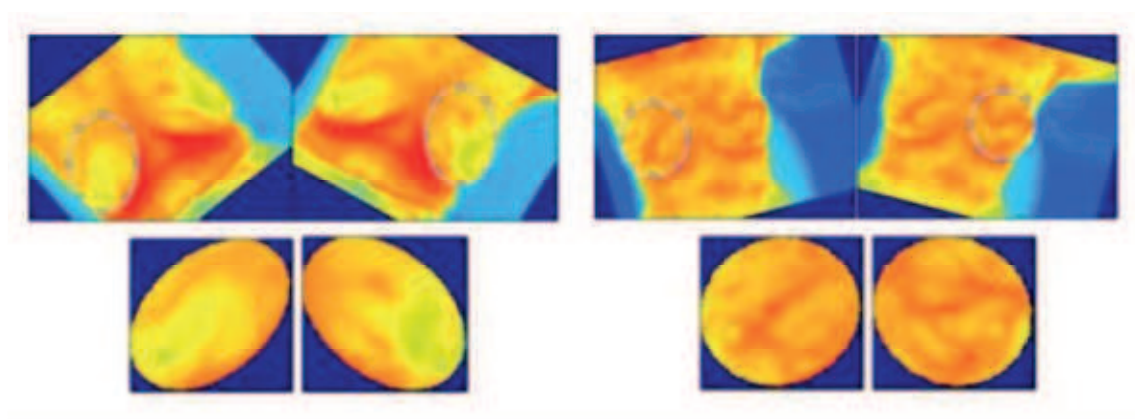


Figura 13 - Segmentação semiautomática.



Fonte: Queiroz (2016).

Borchartt et al. (2012) sintetiza em sua revisão dos principais trabalhos o método de segmentação utilizado. Segue um destaque para alguns destes trabalhos:

Herry e Frise (2002) realizaram análises estatísticas e comparam a distribuição de intensidade em ambos os seios. Em seguida, utilizam um detector de contornos e para extração. No entanto, os autores afirmam que a segmentação inicial pode ser feita manualmente.

Zhong et al. (2005) utilizaram um algoritmo automático para extrair as bordas de um objeto em uma imagem térmica. A abordagem baseia-se na direção e magnitude dos pixels de borda utilizando o filtro gaussiano,

representando a magnitude e a direção do gradiente. Três ou quatro pontos selecionados aleatoriamente dentro do ROI (ou na sua borda) são usados como pontos

Scales et al. (2009) relatam que apenas 4 de um conjunto de 21 imagens apresentaram resultados de detecção de ROI satisfatórios. A partir dos resultados ruins, 12 deles foram devidos à detecção da dobra infra mamária ou má detecção de borda. O algoritmo baseado em detecção de borda conectada alcançou uma segmentação bem-sucedida em 13 de 21 imagens. Eles acreditam que com uma segmentação manual o número de resultados positivos aumentaria.

Para a extração da região de interesse, tanto a segmentação automática quanto a semiautomática podem ser utilizadas no suporte ao diagnóstico, mas a segmentação automática em geral é mais rápida e proporciona uma maior objetividade na análise final. Geralmente, a segmentação semiautomática surge pela necessidade de reduzir os erros que podem surgir devido às assimetrias naturais que pode ocorrer entre pessoas diferentes (ARAUJO, LIMA e SANTOS, 2009; QUEIROZ, 2016).

### **2.3.3 Extração de Características**

Extrair características é capturar as informações mais relevantes para fazer uma classificação ou ainda obter um conjunto de informações necessárias para representar um objeto (DEVIJVER KITTLER, 1982 apud CRUZ, 2008). A escolha das características apropriadas depende da imagem e do domínio do problema (DOUGHERT, 2009). Os tipos básicos de extração consideram as seguintes características das imagens: escala de cinza e de cores, valores de temperatura, textura, conjunto de pontos, contornos ou curvas, superfícies e regiões especificadas (OLIVEIRA, 2015). Porém, elas devem ser robustas (em relação à translação, à orientação, à escala e à iluminação), invariantes (quanto à presença de ruídos), discriminantes (classes diferentes devem ter intervalos de valores diferentes), confiáveis (os objetos de uma classe devem ter valores afins) e independentes (as características não devem ser correlatas para se evitar a redundância). Para detectar uma doença ou uma irregularidade que

mereça uma investigação, as características devem ser simples de extrair, não exigir muita intervenção do usuário e contribuir significativamente para sensibilidade do sistema (DOUGHERT, 2009). A seleção de características é um requisito para identificar quais irão cooperar melhor para o processo de classificação. Uma boa seleção reduz o custo computacional e de armazenamento, diminui o número de novas medições de dados, e melhora o modelo criado para descrever os objetos (WEBB COPSEY, 2011 apud DOURADO NETO (2014).

Exemplos da extração de características seguem:

Lipari e Head (2008) extraíram características para análise de assimetria em mama. Foram: mediana, média, desvio padrão, valor máximo e mínimo de temperatura para cada mama e cada quadrante. Kuruganti e Qi (2002) por sua vez, extraíram as seguintes características: quatro momentos (média, variância, distorção e kurtosis) e medidas de entropia. Eles usaram 6 termogramas normais e 18 termogramas de câncer para validar o esquema de classificação. Os autores observaram que as estatísticas de alta ordem são características mais eficazes para medir a assimetria.

Qi et al. (2008) descrevem dois métodos para o diagnóstico de IR de doenças mamárias. O primeiro é baseado no histograma térmico de pacientes em dez níveis de cinza. A partir desses histogramas, o algoritmo k-means é usado para decidir se os pacientes estão com "doença" ou "saúde". O algoritmo k-means cria clusters para possíveis classificações e considera o conjunto de características para decisão. O segundo método apresentado por Qi et al. (2008) utiliza média, variância, aspereza, correção, correlação e entropia conjunta como características para a composição de um vetor de características.

Zadeh et al. (2009) usam um conjunto de 120 pacientes. As imagens foram segmentadas e divididas em quatro quadrantes de igual tamanho. Cada quadrante apresenta um determinado número de pixels. As regiões não mamárias são removidas das análises. A metodologia proposta extraiu um total de 712 recursos divididos em três grupos: o primeiro grupo usou 32 recursos com base em medidas estatísticas simples: média, desvio padrão, intervalo entre

o mínimo e o máximo pixel de escala de cinza e a área do último compartimento em uma divisão de dez compartimentos.

Borchardt (2013) extraiu alguns recursos estatísticos mais simples de imagens de IR: intervalo (ou seja, a diferença entre os pixels de maior e menor intensidade); intensidade média; desvio padrão, para mostrar a dispersão da intensidade de pixels ROI da média; e quantização, medida da área ocupada por um compartimento com a escala de cinza mais alta em uma divisão de oito compartimentos. Para a classificação, os autores usaram 28 imagens, sendo 24 do paciente com patologia e 4 de pacientes sem patologia.

Uma síntese dos métodos de extração de características destes e outros trabalhos é mostrada no quadro 4.

O capítulo trouxe uma revisão do que é desenvolvido em termos de processamento de imagens nas áreas de medicina e odontologia. O capítulo 3 aborda, de forma teórica, as principais técnicas de possível implementação.

Quadro 4 - Métodos de Extração de Características.

<b>Artigo</b>	<b>Extração de características</b>	<b>Critérios de Avaliação</b>	<b>Comparação</b>
Kuruganti and Qui [27]	Média, variância, a intensidade pico de pixels da imagem correlacionada, entropia e entropia conjunta	Correlação de medida com análise de assimétrica	Não especificado
Koay et al. [48]	Média, pontos de temperatura e dados biológicos do paciente	Redes neurais artificiais	Não especificado
Ng and Kee [43]	Sistema Próprio	Triagem clínica e K-means	Avaliado por especialista humano
Arora et al. [32]	Histograma, média, variância, kurtosis, correlação, entropia e entropia articular	Não especificado	Biopsia
Wiecek et al. [76]	Média, desvio padrão, variância, energia, variância, variância de diferença, correlação, diferença inversa e entropia	Fuzzy e classificação do sistema	Não especificado
Silveira Filho et al. [59]	Medida de lacunidade	Gráfico de linha reta obtida para cada peito	Não especificado
Nurhayati et al. [51,81]	Média, Variância, Kurtosis e entropia	Gráfico com recursos escolhidos pela técnica PCA	Compara resultados de acurácia com outras modalidades de exame como mamografia
Acharya et al. [44]	Homogeneidade, energia, entropia, momento angular, constraste, média, nível de cinza e uniformidade de duração de execução	Máquina de suporte de vetor (SVM)	Diagnóstico por biópsia
Kapoor and Prasad [33]	Varição de temperatura e kurtosis	Clusterização	Biópsia
Borchart et al. [64]	Faixa de temperatura, média, desvio de suporte	SVM	Não especificado
Zadch et al. [74]	Média, variância e kurtosis	k-means e c-means	Não especificado
Wishart et al. [6]	Não especificado	Quatro sentidos, triagem, clínicos e dois ANN	Não especificado

Fonte: Borchart 2011.

## 3. PROCESSAMENTO DE IMAGENS

O processamento das imagens tem como objetivo tornar a visualização da imagem apta para interpretação humana através de correções de defeitos ou realces, a extração de características e tratamento de dados quantitativos (GOMES, 2001). Neste capítulo faremos uma discussão teórica dos métodos de processamento de imagens.

### 3.1. Padrões de cores

O processamento de imagens coloridas pode ser executado com imagens de luz visível (captada por um sensor de cores reais, presentes no espectro de ondas eletromagnéticas) e imagens pseudocoloridas (em que é atribuída uma cor a um nível de intensidade monocromática).

A motivação para utilizar as imagens coloridas, segundo Crósta (1992) é que a cor é um bom descritor e facilita a extração do objeto na cena, além de aumentar o grau de interpretação, por conter mais tons que podem ser percebidos na visão humana.

Em meados de 1664, o físico inglês Isaac Newton faria uma experiência que influenciaria substancialmente o futuro da filosofia e da física (WESTFALL, 2003). Com um prisma de vidro em formato triangular, adquirido numa feira em Cambridge, Newton reproduziu um experimento já conhecido em sua época como *Fenômeno das Cores*.

Moyses (2003) conta que fechando todas as cortinas do seu laboratório e colocando uma cartolina com um pequeno furo sobre uma das janelas, Newton conseguiu isolar apenas o pouco de luz que precisava. Por fim, quando aproximou seu prisma a este feixe de luz branca, Newton observou que esta, ao atravessar o objeto, dividia-se num fabuloso arco-íris, que mais tarde ele

chamaria de *Spectrum*, um degradê que variava do violeta, anil, azul, verde, amarelo, laranja e vermelho, mostrado na Figura 14.

Figura 14 - Esquema demonstrativo sobre a dispersão da luz no espectro eletromagnético.



Fonte: <http://www.joseferreira.com.br/blogs/fisica/material-complementar/o-prisma-de-newton/>

A caracterização da luz é fundamental para a ciência das cores. Se a luz for acromática, atinge apenas níveis de cinza, do preto ao branco, e seu único atributo será o nível de intensidade. Já a luz cromática engloba todo o espectro de luz eletromagnética (nas frequências de 400 a 700 nm<sup>9</sup>). Gonzalez e Wood (2002) defendem que para descrever a qualidade de uma fonte, são utilizados três valores básicos: radiância (quantidade de energia emitida de um corpo acima de 0 K), luminância (medida da intensidade de luz refletida em uma direção – no caso da radiação infra-vermelha, a luminância aproxima-se de zero) e brilho (noção cromática de intensidade).

A luz é a faixa do espectro eletromagnético capaz de sensibilizar o olho humano. A retina tem uma constituição muito complexa e é uma parte vital para a nossa capacidade de visão do ser humano. A sua principal função é receber e transmitir imagens para o cérebro e, para isso, as células que lhe ajudam são os bastonetes e os cones.

Evidências experimentais mostradas em Lopes (2003) comprovam que milhões de cones do olho humano são divididos entre 3 categorias de sensoriamento: vermelho (65%), verde (33%) e azul (2%). Em virtude dessas

---

<sup>9</sup> nm - nanômetros



características de absorção do olho humano, as cores são vistas como combinações das cores primárias vermelho, verde e azul (RGB<sup>10</sup>). Podem ser adicionadas para produzir as cores secundárias – magenta, ciano e amarelo.

As características geralmente apontadas por Lopes (2003) para distinguir uma cor da outra, são brilho, matiz e saturação. A matiz está associada ao comprimento de onda dominante em uma mistura de ondas de luz, ou seja, a cor percebida pelo observador. De acordo com Gonzalez e Wood (2002), a saturação refere-se à pureza ou à quantidade de luz branca misturada à matiz, em que as cores puras do espectro são totalmente saturadas. A matiz e a saturação são chamados juntos de cromaticidade. Uma cor, então pode ser especificada por coeficientes tricromáticos, sendo o R, G, B respectivamente, expressos por x, y e z e definidos como:

$$x = \frac{x}{x + y + z} \quad (1)$$

$$y = \frac{y}{x + y + z} \quad (2)$$

$$z = \frac{z}{x + y + z} \quad (3)$$

Observamos, a partir dessas equações, que:

$$x + y + z = 1 \quad (4)$$

Para qualquer comprimento de onda de luz visível, os valores necessários para produzir a cor correspem quente aos comprimentos de onda são obtidos a partir dos resultados experimentais de Poyton (1996), Walsh (1958) e Kiver (1965).

---

<sup>10</sup> RGB – Red (vermelho) Green (verde) Blue (azul).

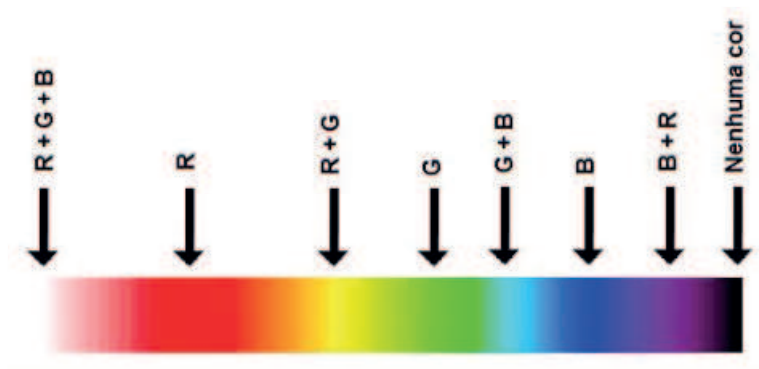
### 3.2. Característica das imagens térmicas

De acordo com Queiroz (2016), a imagem termográfica digital pode ser definida por uma função bidimensional  $f(x, y)$  da intensidade luminosa associada a uma matriz de temperatura  $T(x, y)$ , em que  $x$  e  $y$  são coordenadas contínuas no espaço e na amplitude e cada elemento de  $T(x, y)$  representa a temperatura do ponto  $(x, y)$ . A partir da amostragem nestes parâmetros, a imagem pode ser convertida em formato digital, sendo o valor da amplitude de  $f$  um valor escalar positivo e correspondo à quantidade de energia irradiada de um plano.

A imagem é representada por uma imagem pseudo-colorida, que possui duas componentes: uma matriz de temperatura e um mapa de cores. Portanto, o termograma é a representação de valores da matriz de temperatura. Nesse caso, as cores aplicadas a cada pixel de tons de cinza dependem dos limites inferiores e superiores de temperatura definido pela escala do termograma, em que é possível observar que para temperaturas mais altas, tem-se regiões em vermelho e em situações de temperaturas mais baixas, são atribuídas cores mais brandas. Como cada pixel representa o valor de temperatura, estes valores permanecem constantes independentemente da mudança do mapa de cor ou da escala de temperatura, viabilizando o tratamento das imagens a partir dos valores da temperatura em vez da intensidade dos pixels (BORCHATT, 2011).

Sobral (2002) mostra que a forma mais viável para análise visual das imagens térmicas é tomado por referência as pseudo-cores. O sistema que mais simplifica a segmentação de imagens térmicas é o RGB. A Figura 15 mostra uma das formas de pseudo-cor mais usada para representar as temperaturas das imagens térmicas por cores.

Figura 15 - Distribuição de cores referentes à temperatura (e 26°C a 36°C) e sua associação com o espaço RGB.



Fonte: Lopes (2003).

Nesta transformação, é possível fazer a segmentação em função do matiz das cores e sua composição de RGB. Em situações em que a cor azul mais escura ocorre, há a participação apenas do B (Blue), na área de transição que contorna o corpo da paciente, e a partir daí todas as cores seguintes (tendendo para o lado mais frio) são cores que representam o fundo, pois remetem a temperaturas muito baixas para o corpo humano (menos de 29°C). Em lugares de pele humana, a faixa mais emitida é a do vermelho, pois dentro do intervalo estabelecido pela câmera, o R (red) está entre os pontos de maior incidência, em que é possível identificar o excesso ou a falta de vascularização. É importante ainda ter o cuidado de usar uma tolerância nesta consideração, pois como se trata de imagens armazenadas em um formato com perda de dados (JPEG) não é possível ter a temperatura exata de um ponto.

### 3.2.1. Segmentação de Imagens

É possível selecionar uma região de interesse (ROI) independentemente de sua forma geométrica. Gonzalez e Wood (2002) mostraram que o algoritmo de segmentação mais preciso para imagens térmicas é o método de segmentação por limiar. A ideia para a segmentação é otimizar a região escolhida, removendo áreas que não possuem dados estatísticos relevantes

para levar em consideração apenas a temperatura da ROI, que será usada na caracterização posterior.

O modelo de imagem RGB é considerado o mais apropriado para processamento de imagem pois a cor é um poderoso descritor que simplifica a identificação de objetos e a extração de uma imagem termográfica (NG, 2006).

Para identificar a região de interesse e segmentar a imagem, observa-se que as cores são separadas por semelhança. Ao detectar os vermelhos, as regiões vermelhas são separadas e todas as outras são agrupadas, e assim com o verde e o azul. A emissão da pele humana é mais alta nas faixas de frequência do vermelho e menos nas de azul (RAMOS, 2016), portanto, para remover as intensidades azuis da Figura, aplica-se zero a esta cor, como mostra a Figura 16a. Então, posteriormente, na imagem resultante, a intensidade do verde é eliminada, como ilustrado na Figura 16b, aplicando o mesmo método.

O próximo passo é aplicar o método de cor para extrair a ROI. Essa função seleciona uma ROI com base em um intervalo de valor limite, a técnica de limiarização. Todos os valores dentro desse intervalo são mostrados em branco e os valores fora desse intervalo são mostrados em preto. A imagem final é considerada a máscara. O valor limite ideal foi determinado no intervalo  $[0,1: 0,4]$  A máscara resultante é exemplificada na Figura 16c.

Figura 16 - a) Imagem obtida após remover intensidades de azul, b) após remover intensidades de verde, c) imagem de máscara.



Fonte: Lopes, 2003.

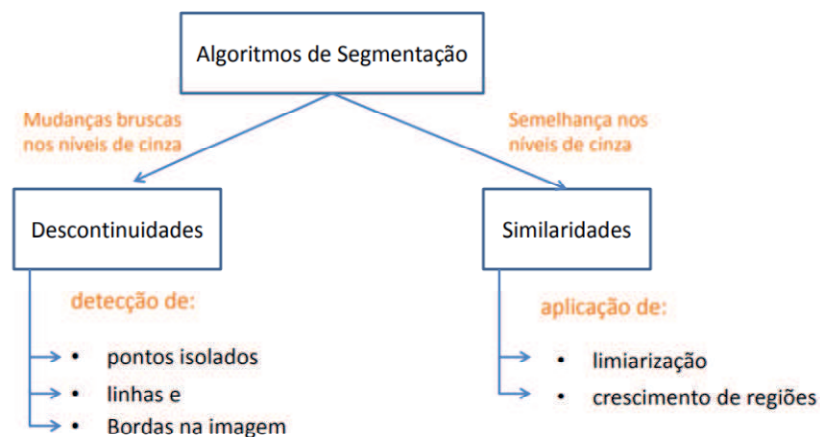
### 3.2.1.1. Técnicas de segmentação

A segmentação é a etapa crítica do fluxograma do processamento, em que se obtém a imagem a partir da qual alguma informação será extraída. Seu objetivo principal é subdividir uma imagem em regiões ou objetos de interesse, formados pelo agrupamento de pixels contíguos (PACIORNIK, 2010).

Os algoritmos de segmentação são inúmeros e são baseados, em geral, em 2 propriedades básicas de valores de níveis de cinza: descontinuidade e similaridade, como mostrado a Figura 17.

Guillermo Cámara aponta que a descontinuidade tem como abordagem a detecção de pontos isolados e detecção de linhas e bordas na imagem, ou seja, particiona a imagem conforme mudanças bruscas nos níveis de cinza, assumido que as regiões em questão são suficientemente homogêneas e que a transição entre as regiões pode ser determinada com base apenas na descontinuidade dos níveis de cinza.

Figura 17 - Métodos de segmentação.



Fonte: notas de aula, Guillermo Cámara-Chávez.

A similaridade baseia-se nos métodos de limiarização, crescimento de regiões e divisão e fusão de regiões (Gonzalez & Woods, 2002). Na

segmentação por crescimento de regiões, a partir de um pixel inicial, chamado de semente, agrega-se outros pixels de acordo com um critério pré-estabelecido.

#### **3.2.1.1.1. Limiarização**

A técnica de limiarização consiste em agrupar níveis de cinza (em geral, considera-se uma faixa de 0 a 255, em que 0 representa a cor preta e 255 a cor branca) de uma imagem de acordo com a definição de um limiar. O fundamento da limiarização está na escolha de um ou mais limiares, que permitem separar os diferentes grupos de pixels existentes na imagem (GOMES, 2001). A divisão da imagem será feita através da seleção de um limiar  $T$ , separando-a em fundo (pixels pretos) e objetos (pixels brancos).

No caso da separação de três ou mais grupos dominantes, por exemplo, dois tipos de objetos iluminados sobre um fundo escuro, a limiarização é denominada multimodal. Esse tipo de limiarização é feita com o estabelecimento de múltiplos limiares que isolem efetivamente as regiões de interesse. Para imagens binárias, a saída da segmentação é uma imagem binária, em que os pixels abaixo do limiar representam o fundo ou objetos que não são de interesse na imagem, e os pixels acima do limiar constituem os objetos de interesse (IGLESIAS, 2008; GOMES, 2001).

Para imagens coloridas, existem três histogramas correspondem quentes a cada componente R, G e B da imagem colorida. A escolha dos limiares deve ser feita nos três histogramas, de forma que a faixa de cores selecionada faça parte da região segmentada (IGLESIAS, 2008).

A técnica da imposição de limiares foi primeiramente adotada para uma segmentação de imagens em tons de cinzas e, posteriormente, generalizada para imagens policromáticas. Tradicionalmente, utiliza a representação da imagem em um espaço de cores e a similaridade entre os valores dos pixels para o agrupamento.

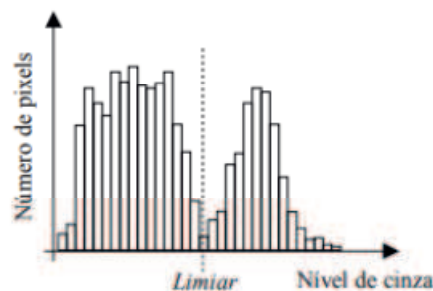
Tratando-se de imagens monocromáticas, por esta abordagem, um pixel  $p(x,y)$  em uma imagem  $A(x,y)$  seria classificado como pertencente a uma região de acordo com a equação 12:

$$\begin{cases} R_1, \text{ caso } f(x,y) < T \\ R_2, \text{ caso contrario.} \end{cases} \quad (12)$$

em que  $T$  é o *threshold* (limiar), e  $R_1$  é a região segmentada e  $R_2$  a região descartada.

Uma aplicação de limiares está ligada a um estudo do histograma da imagem e determinação de um plano capaz de separar as regiões, conforme mostra a Figura 18.

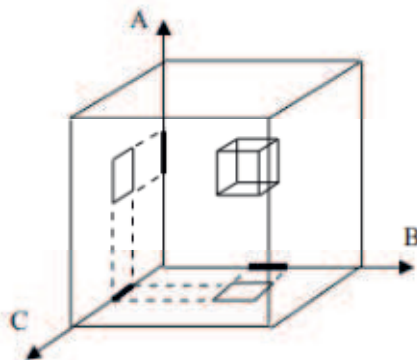
Figura 18 - Utilização do histograma para definir um limiar.



Fonte: Notas de aula de Márcio Sarroglia Pinho – PUCRS 2011)

Para imagens coloridas, o paradigma da imposição de limiares evoluiu para um espaço multidimensional. Segundo Blald e Brown (1982), dada a representação dos núcleos de pixels de uma imagem em um espaço tridimensional, espera-se determinar os parâmetros dos núcleos para os limiares capazes de processar uma segmentação. Nesse sentido, como pode ser visto na Figura 19, para pertencer a um grupo  $R$ , a representação da imagem de um pixel precisa estar dentro dos limites das três faixas das primárias de núcleos (A, B e C).

Figura 19 - Limiares aplicados a um espaço tridimensional de cores.



Fonte: Sobral (2002).

O método dos limiares é considerado de grande utilidade em situações simples, mas é bastante primitivo (BALLARD E BROWN, 1982). Tipicamente, os pixels podem ser um histograma ou um espaço de cores que não podem estar conectados espacialmente.

### 3.3. Descritores de Textura

Objetos ou Segmentos são representados como uma coleção de pixels em uma imagem. Para que este objeto seja reconhecido, é necessário descrever as propriedades dos grupos de pixels. A descrição é muitas vezes apenas um conjunto de números que são chamados de “descritores do objeto”.

Segmentos de uma imagem possuem fundamentalmente as propriedades relativas forma, cor e textura. Ao medir qualquer destas propriedades, dá-se o nome de Características ou Descritor. Estas características podem formar um vetor de escalares, denominado Vetor de Características (GONZALEZ E WOOD, 2002).

Pode-se reconhecer objetos comparando-se simplesmente os descritores de objetos em uma imagem com os descritores de objetos conhecidos.

Os descritores devem ter quatro propriedades importantes:



- Definir um conjunto completo, em que dois objetos devem ter os mesmos descritores se tiveram as mesmas características;
- Ser congruentes, ou seja, reconhecer objetos como similares quando estes objetos têm descritores semelhantes;
- Ter propriedades invariantes, permitindo reconhecer objetos independente de rotação, escala e posição;
- Representar a essência de um objeto de maneira eficiente e compacta.

Após a segmentação, os agrupamentos resultantes são usualmente representados e descritos em um formato apropriado, para e descrever uma determinada região da imagem com as informações relevantes para posterior processamento.

### 3.3.1 Momentos estatísticos

O formato dos segmentos de fronteiras pode ser descrito quantitativamente usando momentos estatísticos, como média, variância e momentos de ordem superior. Esta função é obtida conectando dois pontos extremos de um segmento de fronteira e rotacionando o segmento de linha até ficar na horizontal, de acordo com Gonzalez e Wood (2002). As coordenadas dos pontos são rotacionadas pelo mesmo ângulo.

Seja  $g$  uma variável discreta de um histograma de amplitude  $p(v_i)$  de um segmento de fronteira e tomando  $A$  como o número de incrementos discretos da escala de amplitude do histograma, o  $n$ -ésimo momento de  $v$  (variável aleatória de amplitude do histograma) em relação a sua média é:

$$\mu_n(V) = \sum_{i=0}^{A-1} (V_i - m)^n p(V_i) \quad (14)$$

$$m = \sum_{i=0}^{A-1} V_i P(V_i) \quad (15)$$

Em que,  $m$  é o valor médio ou a média de  $v$  e  $\mu_2$  como sua variância.

Uma outra abordagem consiste em normalizar  $g(r)$ , na Equação 16, para que fique com área unitária e trata-la como um histograma, ou seja, como a probabilidade de ocorrência no valor  $r_i$ .

Tratada como variável aleatória, os momentos são

$$\mu_n(r) = \sum_{i=0}^{k-1} (r_i - m)^n g(r_i) \quad (16)$$

$$m = \sum_{i=0}^{k-1} r_i g(r_i) \quad (17)$$

Em que  $K$  é o número de pontos na fronteira e  $\mu_n(r)$  está ligada ao formato de  $g(r)$ .

Por exemplo, o segundo momento  $\mu_2$  mede o espalhamento da curva e torno da média de  $r$  e o terceiro momento  $\mu_3$  mede sua simetria em relação à média. É como trocar a tarefa de descrição de fronteiras por uma descrição de funções.

### 3.3.1. Descritores Regionais

#### 3.3.1.1. Textura

A textura é um descritor de regiões que fornece informações sobre suavidade, rugosidade, regularidade. Três abordagens são utilizadas para descrever a textura: estatística (informações de suavidade, rugosidade), estrutural (arranjos de imagens) e espectral (identificação dos picos de energia no sistema).

### 3.3.1.2. Abordagem estatística

Para descrever a textura, uma das formas mais simples é utilizar os momentos estatísticos do histograma e intensidade da imagem. De acordo com Gonzalez e Wood (2002) o n-ésimo momento de z em torno da média é dado pela equação 18:

$$\mu_n(z) = \sum_{i=0}^{L-1} (Z_i - m)^n p(z_i) \quad (18)$$

Em que m é o valor médio de z, dado pela equação (19):

$$m = \sum_{i=0}^{L-1} z_i p(z_i) \quad (19)$$

A equação 20 mostra que o segundo momento coincide com a expressão de variância e fornece uma medida de contraste de intensidade que pode ser usada para estabelecer descritores de suavidade relativa.

Por exemplo, conforme equação (20):

$$R(z) = 1 - \frac{1}{1 + \sigma^2(z)} \quad (20)$$

É zero para áreas de intensidade constante. Se todos os pixels tiverem o mesmo nível de intensidade, a variância é zero. Além disso, é importante normalizar a variância para imagens em níveis de cinza, pois com intervalos de 0 a 255, a variância é grande.

O terceiro momento, também é utilizado como medida de textura, o qual é definido pela equação (21):

$$\mu_n(z) = \sum_{i=0}^{L-1} (Z_i - m)^3 p(z_i) \quad (21)$$

que é a medida da assimetria do histograma, enquanto que o quarto momento informa o quão plano é o histograma, ou seja, a descrição de curtose.

Outras medidas sobre texturas em histogramas incluem uniformidade e entropia média, respectivamente, nas equações 22 e 23.

$$U(z) = \sum_{i=0}^{L-1} p^2(z_i) \quad (22)$$

$$e(z) = - \sum_{i=0}^{L-1} p(z_i) \log_2 p(z_i) \quad (23)$$

A uniformidade e a entropia tem intervalo [0,1] e possuem soma igual a 1. Então, a medida que o valor de uniformidade aumenta, o valor de entropia diminui, no tocante que para uma imagem em que os níveis de intensidade são iguais, a uniformidade é máxima e, portanto, a entropia mede 0, pois representa a variabilidade de pixels.

### 3.3.1.2.1. Matriz de coocorrência

As características de textura podem ser extraídas utilizando o conceito de matrizes de coocorrência, descrito por Haralick, e consiste em uma contagem de quantas combinações de diferentes níveis de cinza ocorrem em uma imagem.

Uma matriz de coocorrência é uma tabulação de quantas combinações diferentes de valores de intensidade dos pixels (níveis de cinza) ocorrem em uma imagem. O uso principal da Matriz de Coocorrência é caracterizar texturas em uma imagem através de um conjunto de estatísticas para as ocorrências de cada nível de cinza em pixels diferentes ao longo de diferentes direções.

A coocorrência, na sua forma geral, pode ser especificada por uma matriz de frequências relativas  $P(i, j; d, \theta)$ , na qual dois elementos de textura vizinhos, separados por uma distância  $d$  em uma orientação  $\theta$  ocorrem na imagem, um com propriedade  $i$  e o outro com propriedade  $j$ . Instanciando essa definição para coocorrência de níveis de cinza, os elementos de textura são pixels e as propriedades são os níveis de cinza. Desta forma, a matriz (obrigatoriamente quadrada) de coocorrência, representa em cada elemento  $a_{ij}$  o número de vezes que ocorreu uma transição do nível de cinza  $Z_i$  para  $Z_j$ , considerando a distância  $d$  entre os pixels vizinhos  $i$  e  $j$  na direção  $\theta$ .

A partir da definição de matriz de coocorrência e os conceitos de vizinhos imediatos e combinação de níveis de cinza, a construção da matriz de coocorrência torna-se bem simples. Para iniciar a construção, é preciso ter uma imagem com  $Z_n$  níveis de cinza. Como se pode observar, a matriz (24) possui apenas 3 níveis de cinza:  $Z_0 = 0$ ,  $Z_1 = 1$  e  $Z_2 = 2$ .

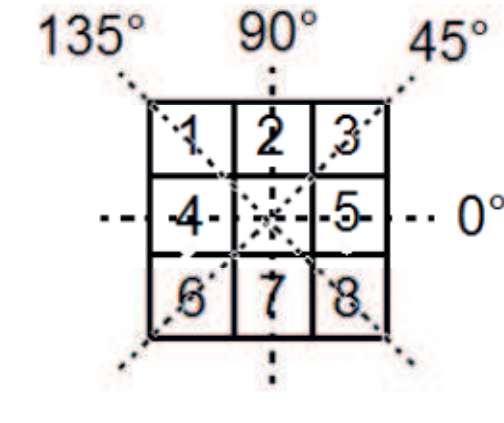
$$\begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 & 2 \\ 1 & 1 & 0 & 1 & 1 \\ 2 & 2 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (24)$$

O próximo passo consiste em construir a matriz de coocorrência, que será uma matriz quadrada, pois conterá o mesmo número de linhas e de colunas que equivalem ao número total de níveis de cinza.

Para esse exemplo, será considerado primeiro que a distância será definida como  $d = 1$ . Para cada imagem sempre haverá quatro matrizes de coocorrência, uma para cada direção, ou seja, uma matriz para  $\theta = 0^\circ$ ,  $\theta = 45^\circ$ ,  $\theta = 90^\circ$  e  $\theta = 135^\circ$ , indicados na Figura 21. Sendo a direção  $\theta = 0^\circ$ , para cada pixel analisado, deve-se verificar o pixel imediatamente à direita, pois a distância é 1 e a direção é  $0^\circ$ . Cada posição da matriz de coocorrência conterá a variação dos níveis de cinza referentes aos parâmetros informados no parágrafo anterior, considerando os índices da matriz. Então, por exemplo, a posição  $(0, 0)$  da matriz

de coocorrência conterá a quantidade de vezes que houve a ocorrência do nível de cinza 0, com vizinho no nível de cinza 0, na horizontal à direita ou à esquerda

Figura 21 – Ângulos de formação da matriz de coocorrência.



Fonte: Gonzales e Wood, 2002.

Em algumas formulações os valores da diagonal principal serão contados em dobro, isto porque a diagonal principal contém a análise das transições de níveis de cinza iguais, uma única vez, enquanto nas demais regiões da matriz eles acabam sendo diferenciados

Para se chegar a forma final da matriz de coocorrência precisa-se dividir cada elemento pelo número total, ou seja matriz de coocorrência é dada pela matriz quadrada de probabilidade  $P_{i,j}$ , em que cada elemento  $(i,j)$  representa a probabilidade de um certo valor aparecer na matriz, sendo então calculado pela equação (25):

$$P_{i,j} = \frac{M_{i,j}}{\sum_{i,j=0}^{N-1} (M_{i,j})} \quad (25)$$

Em que:

$i$  é o número da linha e  $j$  o número da coluna

$M$  é o conteúdo da célula  $(i, j)$

$P_{i,j}$  é a probabilidade da célula  $(i, j)$

N é o número de linhas ou colunas, uma vez que M é uma matriz quadrada

Portanto, de acordo com Fleury (2001) cada elemento da matriz de coocorrência corresponde à contagem do número de ocorrência dos pares de níveis de cinza i e j, com uma distância d e direção (teta). Em seguida, é feita uma normalização dessas matrizes, em que constantes de normalização R são definidas para cada (teta), calculados pelas equações 26 a 29:

$$R | d, 0^\circ = 2 \cdot N \cdot (M - d) \quad (26)$$

$$R | d, 45^\circ = 2 \cdot (N - d) \cdot (M - d) \quad (27)$$

$$R | d, 90^\circ = 2 \cdot M \cdot (N - d) \quad (28)$$

$$R | d, 135^\circ = 2 \cdot (M - d) \cdot (N - d) \quad (29)$$

Por fim, tem-se as matrizes de coocorrência já normalizadas (P) calculadas a partir da equação 30:

$$P(i, j, d, \theta) = A(i, j, d, \theta) / R | d, \theta \quad (30)$$

Em posse das matrizes normalizadas, são feitos cálculos dos atributos de textura. Os mais utilizados são a energia, entropia, variância (contraste), homogeneidade, dissimilaridade e medidas de correlação. A energia também conhecida por segundo momento angular, permite identificar o grau de homogeneidade das medidas de distância.

$$Energia = \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} P(i, j) \quad (31)$$

A entropia mede o nível de desordem das distâncias, a aleatoriedade dos elementos, mostrado na equação 32.

$$Entropia = \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} P(i, j) \log(p(i, j)) \quad (32)$$

A homogeneidade indica se os valores entre as distâncias são constantes ou não, equação 34

$$Homogeneidade = \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} \left( \frac{1}{(1 + (i - j)^2)} \right) P(i, j) \quad (34)$$

A medida do contraste de intensidade entre um pixel e os demais em toda a imagem é dada pela equação 36

$$Contraste = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k (i - j)^2 p_{ij} \quad (36)$$

A correlação mede o quão correlacionado está um pixel com seu vizinho na imagem inteira.

$$Correlação = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k \frac{(i - m_r)(j - m_c)p_{ij}}{\sigma_r \sigma_c} \quad (37)$$

### 3.4. Análise de componentes principais

O método de análise dos componentes principais sumariza os dados que contém muitas variáveis por um conjunto menor, a partir do conjunto original. É um método estatístico linear que encontra os autovalores e autovetores da matriz de covariância dos dados e pode-se realizar a redução dimensional dos dados e analisar os padrões principais de variabilidade presentes. A PCA também é capaz de separar a informação importante da redundante e aleatória e é muito utilizada em algoritmos de compressão de imagens. A característica básica da PCA é a redução do espaço necessário para a representação da imagem.

Tem a finalidade de substituir um conjunto de variáveis correlacionadas por um conjunto de novas variáveis não-correlacionadas, sendo essas,

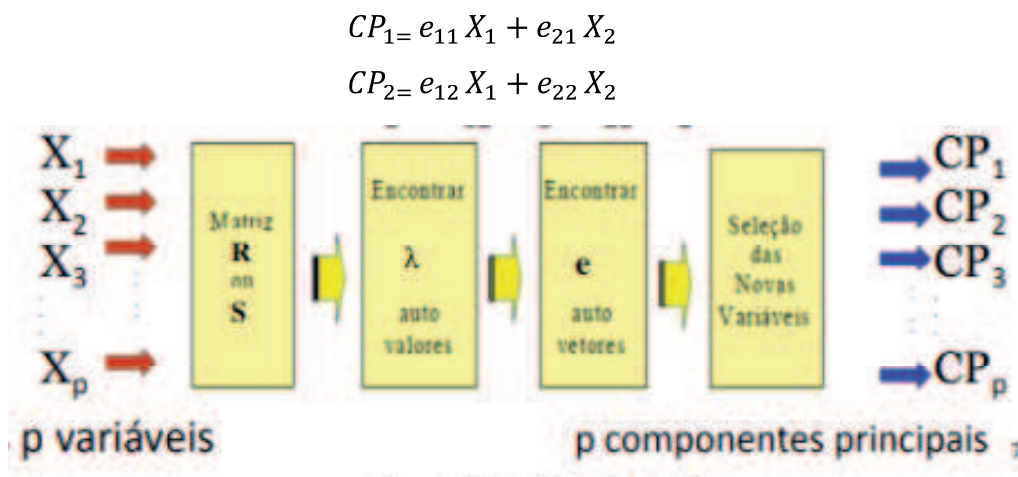


combinações lineares das variáveis iniciais e colocadas em ordem decrescente de suas variâncias. Por exemplo, para  $p$  variáveis:

$$\begin{aligned} CP_1 &= e_{11} X_1 + e_{21} X_2 + e_{31} X_3 + \dots + e_{p1} X_p \\ CP_2 &= e_{12} X_1 + e_{22} X_2 + e_{32} X_3 + \dots + e_{p2} X_p \\ &\vdots \\ CP_p &= e_{1p} X_1 + e_{2p} X_2 + e_{3p} X_3 + \dots + e_{pp} X_p \end{aligned}$$

É preciso encontrar uma combinação linear das variáveis originais, de forma que estas combinações não estejam correlacionadas, mas tenham alta variância. A Figura 22 é um esquema que mostra os espaços aplicados aos autovalores e autovetores.

Figura 22 – Análise de componentes principais.

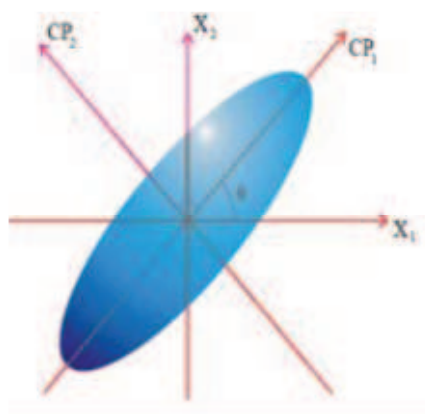


Fonte: Johnson (1992)

Como mostrado na Figura 22, os autovalores de  $S$ , ( $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p$ ) correspondem a variância associada a cada componente principal ( $CP_1, CP_2, CP_3, \dots, CP_p$ ). Os coeficientes  $e_{ij}$  correspondem aos elementos dos autovetores normalizados e ortogonais  $e_1, e_2, e_3, \dots, e_p$  dos respectivos autovalores da matriz de covariância (ou de correlação).

Para duas variáveis,  $x_1$  e  $x_2$ , espera-se que os dados estejam correlacionados, na Figura 23, é mostrado a representação dos dados num diagrama de dispersão aproximado pela elipse. CP1 tem maior variância, correspem que ao maior eixo da elipse. CP2 tem menor variância e é perpendicular ao eixo maior. As variâncias são proporcionais aos autovalores. Em uma análise geral, o número de componentes principais é menor que o número de variáveis e o objetivo em utilizar este método é ter menos componentes principais do que se tinha originalmente.

Figura 23 – Diagrama de dispersão.



Fonte: Johnson (1992)

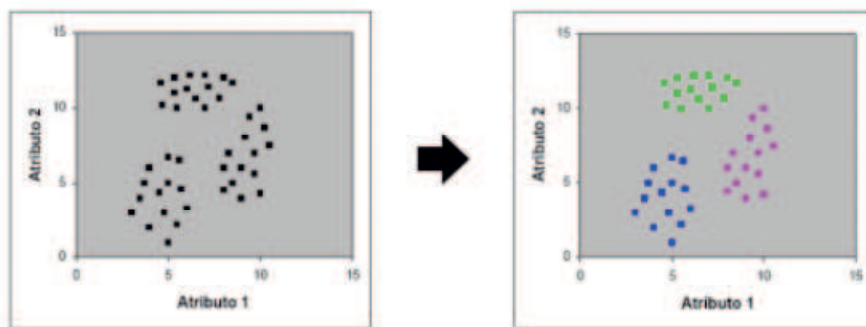
### 3.5. Classificação

A etapa de classificação é a etapa final da sequência padrão do processamento de imagem. Um dos principais objetivos da análise de imagens por computador é dotar uma máquina com capacidade similar à dos seres humanos na realização de tarefas. Um padrão é uma descrição da região de interesse de uma imagem, que, em geral, é feita por um ou mais descritores. Uma classe de padrões é um grupo de padrões que compartilham algumas propriedades em comum. O reconhecimento de padrões, então, envolve a atribuição dos padrões às suas respectivas classes automaticamente (GONZALEZ E WOOD).

A partir dos atributos dos objetos, constrói-se um espaço de atributos (espaço de características), em que cada objeto é representado por um vetor. Cada vetor é um ponto neste espaço, composto pelos atributos que o caracterizam. A classificação é feita de acordo com o posicionamento desses vetores no espaço de características, em que grupos formados por pontos com características similares são identificados (GOMES, 2001). Os métodos de reconhecimento de padrões podem ser agrupados em duas grandes categorias: supervisionada e não supervisionada.

Na classificação não supervisionada, na Figura 26, nenhuma informação a respeito das classes é fornecida e a definição de cada uma delas é feita através de agrupamentos dos pontos próximos, chamados clusters, em que as classes existentes num conjunto de dados são identificadas por si só (GOMES, 2001).

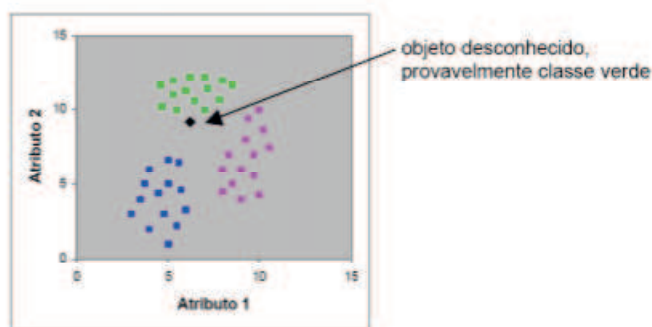
Figura 26 - Classificação não supervisionada.



Fonte: Gomes (2001).

Na classificação supervisionada, mostrada na Figura 27, as classes são determinadas de acordo com a sua proximidade, no espaço de características, aos grupos de padrões conhecidos previamente e definidos por um analista. (GOMES, 2001; GONZALEZ E WOODS 2002).

Figura 27 - Classificação supervisionada.



Fonte: Gomes, 2001.

Na classificação supervisionada, um objeto desconhecido é classificado através de sua similaridade aos grupos de objetos conhecidos. Para isso, são necessários um conjunto de treinamento, a construção do espaço de características e um classificador baseado em medidas de similaridade, nas classes existentes (GOMES, 2001; GONZALEZ E WOODS 2002). O conjunto de treinamento é um conjunto formado por regiões. O ideal é que este conjunto contenha um grande número de objetos, a fim de ter uma boa representatividade, e apresente grande variabilidade dentro de cada classe.

O conjunto de atributos vai permitir caracterizar os objetos, tornando possível o agrupamento de objetos com características similares e a distinção entre esses grupos. Gomes (2001) defende que para facilitar a discriminação entre as classes, em geral, são utilizados vários atributos, porém nem sempre a adição de mais atributos significa uma melhora na classificação. Uma das formas de se obter o melhor conjunto de características é por busca exaustiva do conjunto que atinja a melhor taxa de acerto na classificação, em que são feitas todas as combinações possíveis de atributos e a de melhor taxa é selecionada (GOMES, 2001; GONZALEZ e WOODS, 2002).

### 3.6. Similaridade

É uma técnica estatística para identificar agrupamentos dos dados de acordo com o grau de semelhança, ou seja, objetos a uma distância menor são mais semelhantes uns aos outros, mostrado na Figura 24.

Figura 24 – Esquema de agrupamentos.



Fonte: Gonzales e Wood (2002).

Caso haja muitas variáveis, é importante reduzir a dimensionalidade, utilizando técnicas como a análise de componentes principais – PCA, com o objetivo de tornar as variáveis comparáveis, possibilitando a utilização de um gráfico de tendência de agrupamento da base de dados.

Uma das formas de validar a tendência de agrupamento dos dados, é utilizando o teste de Hopkins. Seja  $X = \{y_i, i = 1, \dots, M\}$  o conjunto de vetores que são distribuídos aleatoriamente na janela de amostragem e contido em  $X$  está o subconjunto  $M$ , de vetores aleatoriamente escolhidos de  $X$ . Também Seja  $d_j$  a distância de  $y_j \in X$  ao seu vetor mais próximo e  $\delta_j$  seja a distância de  $X_j$  ao seu vetor mais próximo. Então a estatística de Hopkins, que relaciona  $d_j$  e  $\delta_j$  é definida pela equação 38.

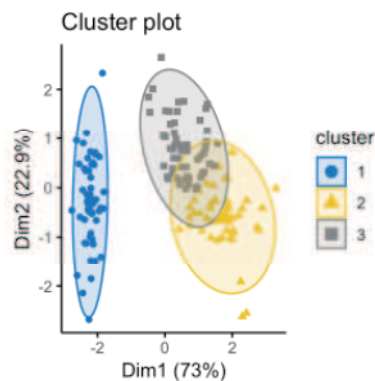
$$h = \frac{\sum_{j=1}^M d_j^l}{\sum_{j=1}^M d_j^l + \sum_{j=1}^M \delta_j^l} \quad (38)$$

Esta estatística compara a distribuição vizinha mais próxima dos pontos. Quando  $X$  contém clusters, espera-se que as distâncias entre os pontos vizinhos

mais próximos em  $M$  sejam pequenas, em média, e, portanto, grandes valores de  $h$  são esperados. Além disso, grandes valores de  $h$  indicam a presença de uma estrutura de agrupamento em  $X$ . Quando os pontos em  $X$  são distribuídos regularmente na janela de amostragem, espera-se que, em média, o termo  $\sum_{j=1}^M d_j^l$  seja menor que  $\sum_{j=1}^M \delta_j^l$ , levando a pequenos valores de  $h$ . Além disso, valores pequenos de  $h$  indicam a presença de pontos regularmente espaçados. Finalmente, um valor em torno de 0,5, é uma indicação de que os vetores de  $X$  são distribuídos aleatoriamente pela janela de amostragem.

A abordagem permite a plotagem de um gráfico de tendência de agrupamento do banco de dados, como mostra o exemplo da Figura 25.

Figura 25 – Gráfico de tendência.



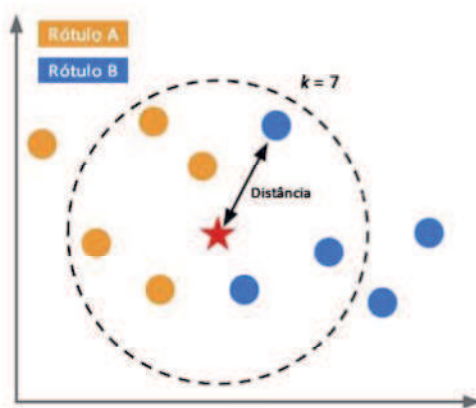
Fonte: <http://www.evanlin.com/til-2017-01-12/>.

### 3.6.1. KNN

O KNN<sup>11</sup> é um dos classificadores clássicos conhecidos. O algoritmo de classificação baseado no vizinho mais próximo (KNN) é uma técnica amplamente empregada para reconhecer padrões. A ideia principal do KNN é determinar o rótulo de classificação de uma amostra baseado nas amostras vizinhas advindas de um conjunto de treinamento.

Na Figura 28, tem-se um problema de classificação com dois rótulos de classe e com  $k = 7$ . Neste caso, são aferidas as distâncias de uma nova amostra, representada por uma estrela, às demais amostras de treinamento, representadas pelas bolinhas azuis e amarelas. A variável  $k$  representa a quantidade de vizinhos mais próximos que serão utilizados para averiguar de qual classe a nova amostra pertence. Com isso, das sete amostras de treinamento mais próximas da nova amostra, 4 são do rótulo A e 3 do rótulo B. Portanto, como existem mais vizinhos do rótulo A, a nova amostra receberá o mesmo rótulo deles, ou seja, A.

Figura 28 - Exemplo de classificação do KNN.



Fonte: <http://www.computacaointeligente.com.br/>.

<sup>11</sup> KNN - K nearest neighbors (K vizinhos mais próximos)

Dois pontos chave que devem ser determinados para aplicação do KNN são: a métrica de distância e o valor de k. Para métrica de distância a mais utilizada é a distância Euclidiana, descrita pela equação 35):

$$D = \sqrt{(p_1 - q_1)^2 + \dots + (p_n - q_n)^2} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (p_i - q_i)^2} \quad (35)$$

em que  $P = (p_1, \dots, p_n)$  e  $Q = (q_1, \dots, q_n)$  são dois pontos  $n$ -dimensionais. No exemplo, essa distância seria calculada entre as bolinhas (azuis e laranjas) e a estrela (a nova entrada). Como o exemplo é 2D, cada ponto teria seu valor em x e em y. Para problemas com dimensões maiores a abordagem é a exatamente a mesma.

Segundo Medeiros (2018), a regra de classificação diz como o algoritmo vai tratar a importância de cada um dos k elementos selecionados mais próximos. A tarefa de mensurar a disparidade entre dois elementos para identificar quais são os KNN, é a função de distância.

O centro de seu funcionamento está em descobrir o vizinho mais próximo de uma dada instância. O algoritmo KNN pertence a um grupo de técnicas em que são encontrados os k vizinhos mais próximos do padrão de consulta, ao invés de apenas o vizinho mais próximo (BOSE; SAMANTA; CHATTERJEE, 2016). O KNN classifica um dado elemento de acordo com as respectivas classes dos k vizinhos mais próximos pertencentes a uma base de treinamento. O algoritmo calcula a distância do elemento dado para cada elemento da base de treinamento e então ordena os elementos da base de treinamento do mais próximo ao de maior distância.

Dos elementos ordenados, selecionam-se apenas os k primeiros, que servem de parâmetro para a regra de classificação. Dois pontos importantes no KNN são: a regra de classificação e função que calcula a distância entre duas instâncias. A regra de classificação diz como o algoritmo vai tratar a importância de cada um dos k elementos selecionados mais próximos. A função de distância



cabe a tarefa de mensurar a disparidade entre dois elementos de forma a poder identificar quais são os KNN.

Aplicando ao problema de processamento de imagens térmicas, após extração dos vetores de atributos, é possível treinar o algoritmo para agrupar os vetores e identificar a que classe um conjunto de teste deve pertencer de acordo com a similaridade.

O KNN procura então achar os  $K$  vizinhos mais próximos de um dado ponto no espaço, ele então procura pelo seguinte conjunto de vetores. (Equação 36)

$$e = \operatorname{argmin}_{X_{i,j} \in X} \sum_{i=0}^k \sqrt{\sum_{j=0}^N (X_{i,j} - t_i)^2} \quad (36)$$

em que  $X_{i,j}$  são linhas da matriz  $X$ ,  $K$  e  $N$  são os números de vizinhos e número de elemento do vetor respectivamente e  $t$  é a instância que será classificada. Isso retornara um conjunto de vetores  $K_n = \{x_1, x_2 \dots x_3\}$  no qual a soma das distâncias entre eles e a instância  $t$ , que será classificada, seja a menor possível. Em posse de um conjunto de vetores, é preciso a qual conjunto cada classe estará associada. Para descobrir a qual classe a instância  $t$  pertence é feito uma votação para saber em qual classe ela se encaixa. Podemos definir isso de maneira formal usando o conceito de proporção. No vetor  $K_n$  podemos extrair  $c$  classes de elementos contidas no vetor. Em seguida, é aplicada a equação 37.

$$p(t = c_j) = \frac{1}{k} \sum_{i=0}^K l(c_j = c_i) \quad (37)$$

Podemos ler a expressão acima como: A probabilidade de  $t$  pertencer a classe  $c_j$  é igual ao somatório das ocorrências positivas dividida pela quantidade de vizinhos mais próximos da instância.

Para problemas com poucas classes ou um grupo pequeno de treino, podem ocorrer problemas, como classificar erroneamente por falta de exemplos da classe que ela pertence, ou o contrário, pode ocorrer de muitos vizinhos que estão distantes da instância terem um peso muito grande e atrapalhar a classificação da instância.

O capítulo 3 foi uma abordagem teórica e resumiu as técnicas que se mostraram mais eficazes para esta pesquisa, e portanto, foram utilizadas na metodologia, que será discutida no capítulo 4.

## **4. METODOLOGIA**

O estudo é do tipo observacional, transversal e analítico, de acordo com Alencar (2012) através da análise de imagens termográficas dos casos de queilite actínica e carcinoma de células escamosas de lábio. A pesquisa foi realizada na Universidade Estadual da Paraíba, pelo programa de pós-graduação de ciência e tecnologia em saúde do NUTES, em parceria com o programa de Pós-graduação em Odontologia da UEPB. As imagens digitais e termográficas foram obtidas no Laboratório de Termografia, do Departamento de Odontologia. As análises morfológicas foram realizadas no laboratório de Patologia Oral do Departamento de Odontologia da UEPB. A população consistiu de todos os pacientes atendidos na clínica do LINCCO (Liga Interdisciplinar de Combate ao Câncer Oral), do Departamento de Odontologia da UEPB. A amostra foi formada de pacientes atendidos na clínica do LINCCO, que apresentavam lesões de lábio, e aceitaram participar da pesquisa.

### **4.1. Aspectos éticos**

O estudo desenvolvido cumpre os princípios da Bioética e dos Direitos Universais, em conformidade com o Conselho Nacional de Saúde, Resolução 466/12, cadastrado na Plataforma Brasil e aprovado pelo Comitê de Ética em Pesquisa da Universidade Estadual da Paraíba. Para tal, foi seguido um protocolo e indicado o termo de consentimento livre e esclarecido para o paciente, deixando-o a par dos fins da pesquisa.

## 4.2. Critérios de elegibilidade

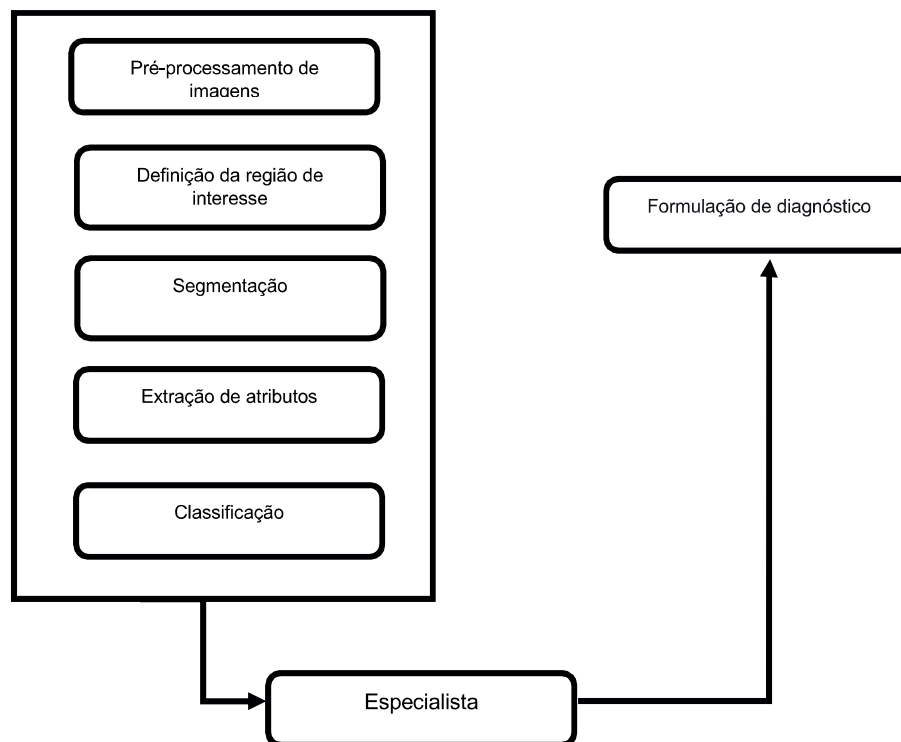
- Critérios de Inclusão: Pacientes atendidos na clínica do LINCCO, com lesões de lábio, que assinaram o TCLE.
- Critérios de Exclusão: foram excluídos os pacientes que não desejaram participar da pesquisa, bem como aqueles casos que não apresentam material biológico parafinado suficiente para a análise morfológica.

## 4.3. Etapas do procedimento

Foi desenvolvido um protótipo computacional para classificação de queilite actínica e carcinoma de lábio. Essa ferramenta tem como objetivo verificar a possibilidade de se utilizar imagem térmica como auxílio ao diagnóstico.

A pesquisa seguiu as etapas sugeridas por Meyer Baese e Schmid (2003), listadas no diagrama 1:

Diagrama 1 – Etapas para classificação.



Fonte: Adaptado de Meyer Baese e Schmid (2003).

Na etapa de pré-processamento mostrado no diagrama 1, foi realizado o realce da região lesionada através da conversão do padrão RGB para YCbCr.

A definição da região de interesse é realizada, através de uma seleção manual elíptica, em seguida, a imagem é segmentada e são geradas quatro matrizes de co-ocorrência em quatro ângulos apenas para a região lesionada;

Em seguida, são extraídos os vetores de atributos a partir das matrizes de co-ocorrência geradas. Estes vetores formam a entrada do algoritmo de classificação, que, após identificar a que classe cada vetor pertence, deve dar a sugestão do diagnóstico, que será analisada junto com o resultado dos demais exames pelo especialista, que formulará o diagnóstico.

#### **4.3.1. Aquisição de imagens**

Os pacientes foram selecionados de acordo com os critérios de inclusão e exclusão citados anteriormente. Todos os pacientes foram pré-avaliados e orientados pelo atendente com relação a fatores que possam influenciar nos resultados térmicos, como estar em tratamento de DTM, Odontalgia, neuralgia, alterações sistêmicas, lesões cutâneas ou quaisquer processos inflamatórios. As imagens termográficas foram captadas no Laboratório da Termografia, no departamento de odontologia da UEPB.

Na Literatura, não está definido um protocolo único de aquisição para imagens térmicas. Diversos são os fatores que podem afetar ou alterar a qualidade das imagens, e a definição de um protocolo experimental com maior rigor e levando em consideração mais critérios e métodos é imprescindível para realização deste trabalho e futuros.

Para este trabalho, o protocolo foi estabelecido com voluntários, tomando como base os protocolos mais utilizados na literatura. A princípio, o protocolo foi estabelecido nos parâmetros da Tabela 2.

Tabela 2 - Parâmetros de calibração.

Parâmetro	Padrão	Erro Associado
Temperatura	21°C	1C
Tempo de espera prévio	20 min	-
Umidade	60%	5%
Distancia paciente/câmera	30cm	-

Fonte: criada a partir de testes preliminares.

Um termômetro foi fixado longe das fontes de luz e calor e utilizado para monitoramento da temperatura do laboratório, que deve estar em 21°C durante a realização do exame. De acordo com o guia prático de termografia da Academia Americana de Termologia (LAHIRI et al. (2012), a variação de temperatura não deve ultrapassar 1°C. Ao entrar na sala os pacientes permanecem estáticos durante 20 minutos, para garantir uma transmissão de calor e a estabilização da temperatura por equilíbrio térmico. A umidade no interior da sala também sofre restrições, deve ser acompanhada com o auxílio de um higrômetro e não deve ultrapassar 60%.

Após observações e levando em consideração o tamanho da sala, foi respeitada a distância de 30cm entre o paciente e a câmera, como mostra o esquema da Figura 29.

Figura 29 - Segmentação automática.



Fonte: Elaborado pela Autora.

O preparo do paciente seguiu as indicações dos artigos mencionados na revisão, tais como: evitar agentes tópicos, como cremes, talcos, perfumes, maquiagens e utilização de secador de cabelo ou chapinha no dia do exame. É preferível também que o paciente higienize bem a pele para que a imagem da fotografia digital não seja afetada, aumentando a confiabilidade dos dados registrados. Também é necessário evitar fumo e banhos muito quentes com menos de 2h antes da realização do exame e não estar em jejum por mais de 3h. Não ingerir substâncias que alterem a função simpática, como anti-hipertensivos ou estimulantes como álcool ou cafeína, descongestionantes nasais, analgésicos anti-inflamatórios, corticoide e não realizar exercícios vigorosos.

Para os fins da proposta, foram selecionados 11 pacientes em três grupos: sem lesões de lábio (grupo controle), com queilite actínica (leve, moderada ou severa) e com carcinoma. Cada grupo foi selecionado nos limites da demanda clínica, mostrado na Tabela 6, sendo no total 4 pacientes normais, 5 com queilite actínica e 2 com câncer, conforme descrito na Tabela 3.

Tabela 3 - Amostragem clínica.

Sintomas	Pacientes
Normais	4
Queilite actínica	5
Câncer	2

Fonte: Elaborado pela Autora.

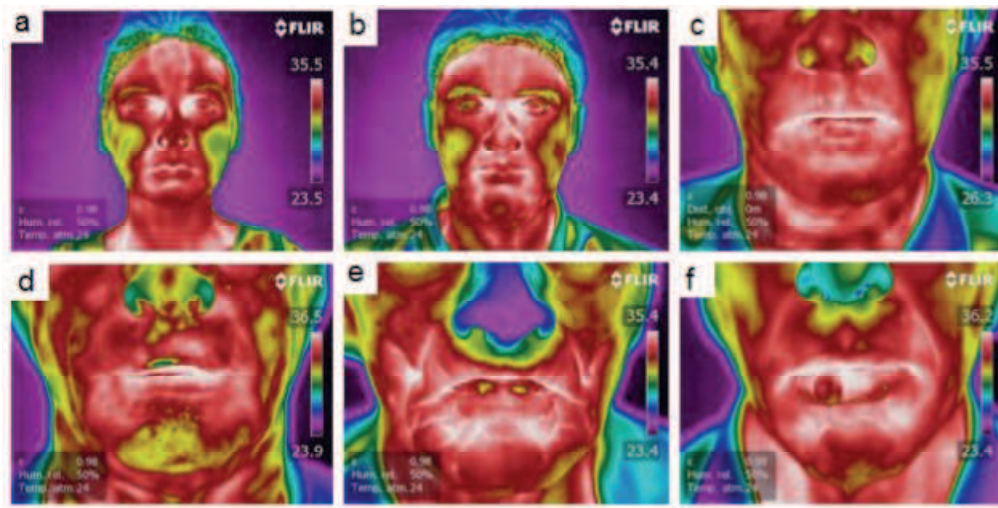
#### 4.3.1.1. Imagens dos pacientes

Na Figura 28 são apresentadas algumas das imagens utilizadas para treinamento. Em todas as imagens, é possível visualizar uma região em tons verdes e amarelos nas regiões de pelos, nariz e lateral da face, em que há uma tendência a temperaturas mais baixas, devido a temperatura da sala. Estas regiões foram descartadas de todas as imagens para não influenciar no processo de segmentação.

Nas Figuras 30a, 30b e 30c, observa-se que os pacientes normais possuem a região do lábio em coloração avermelhada. Nas imagens de queilite actínica, nas Figuras 30d e 30e é possível verificar regiões do lábio em tons de verde e amarelo, em que constituem o tipo de lesão, pois a temperatura mais baixa indica a falta de vascularização do lábio, causada pelo ressecamento da pele. As imagens de câncer, na Figura 30f, mostra uma região bem definida em formato circular que atinge valores altos de temperatura, pois a região cancerosa possui uma maior vascularização, com bordas e regiões periféricas de ressecamento, em que se notam tons de verde e amarelo.



Figura 30 - Imagens de alguns pacientes do grupo treino. (a) e (b) – pacientes normais, (c) – paciente com queilite actínica leve, (d) – paciente com queilite actínica a moderada, (e) – paciente com queilite actínica severa e (f) – paciente com carcinoma de lábio.

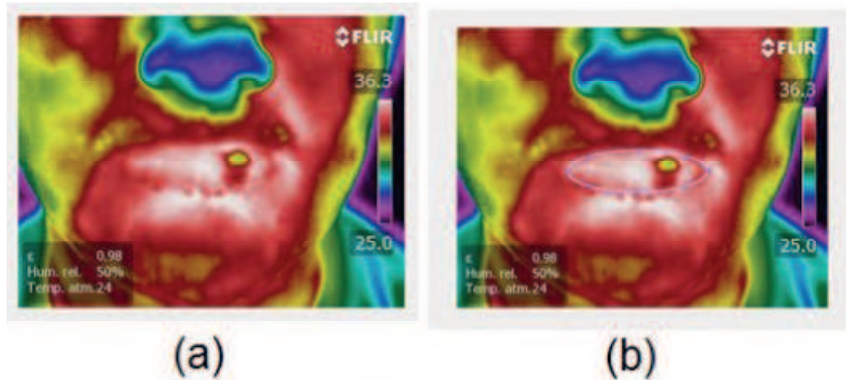


Fonte: Elaborada pela autora.

#### 4.3.2. Pré- processamento de imagens

A seleção da Região de Interesse é realizada manualmente, pois na face há muitas regiões com pontos semelhantes de temperatura. Ao tentar desenvolver a seleção automática da região de interesse, foi observado que as outras regiões da face como pelos, região próxima ao nariz e aos olhos também eram selecionadas, pois são regiões que naturalmente tem pontos mais frios de temperatura, mostrado na Figura 31a. Para as imagens de lábio, por opinião de especialista, foi escolhida a seleção via mão livre na forma de elipse, como mostra a Figura 31b.

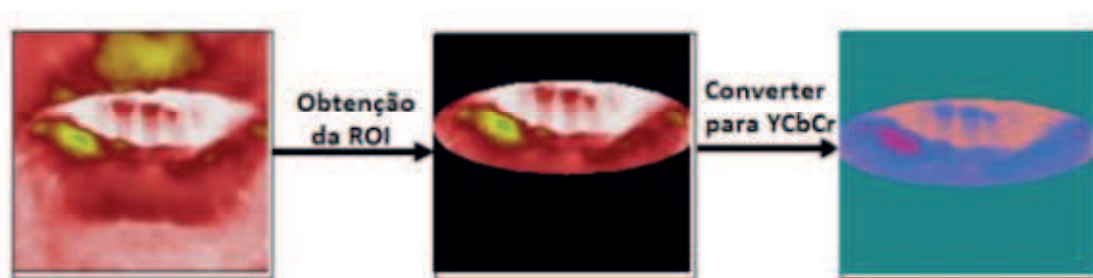
Figura 31 – Seleção da ROI.



Fonte: Elaborada pela autora.

As imagens térmicas são registradas em pseudo-cores no modelo RGB, dentro do intervalo pré-determinado pela câmera. A princípio, a imagem é convertida para o modelo de cores YCbCr, pois o predomínio na emissão de radiação para pele humana é alta na cor vermelha e baixa na cor azul. Nesta etapa, realiza-se o somatório da luminância com componente Cr, ou seja, o matiz vermelho. Com isso, a componente “Cr” é zerada, dando ênfase às faixas de maior emissão da pele.

Figura 29 – Etapas do pré-processamento.

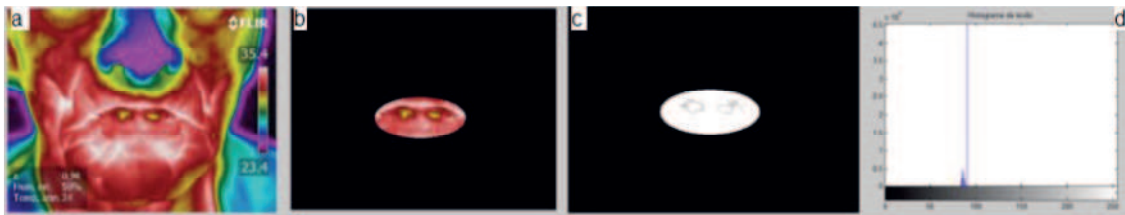


Fonte: Elaborada pela autora.

### 4.3.3 Segmentação

A segmentação foi realizada utilizando a técnica de limiarização através da análise do histograma, mostrado na Figura 32.

Figura 32 - Em (a), a imagem de entrada; em (b), a região de interesse selecionada; em (c), a ROI em níveis de cinza e em (d), o histograma da lesão.

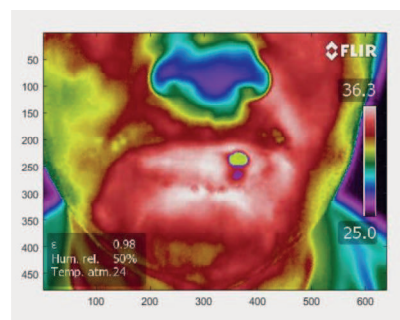


Fonte: Elabora pela autora.

O histograma das imagens (em nível de cinza) foi utilizado para obter empiricamente o limiar ideal no conjunto de imagens utilizadas. O valor referente à região lesionada nas imagens se apresenta sempre entre 75 e 100, numa faixa de 0 a 255.

A partir da análise, o limiar de 75 tornou-se ideal. Observa-se, que as regiões lesionadas imprimem cores mais frias. Como mostrado na Figura 33, ao aplicar o limiar de segmentação, é criada uma máscara, indicando a região lesionada, automaticamente.

Figura 33 - Máscara de segmentação.



Fonte: Elabora pela autora.

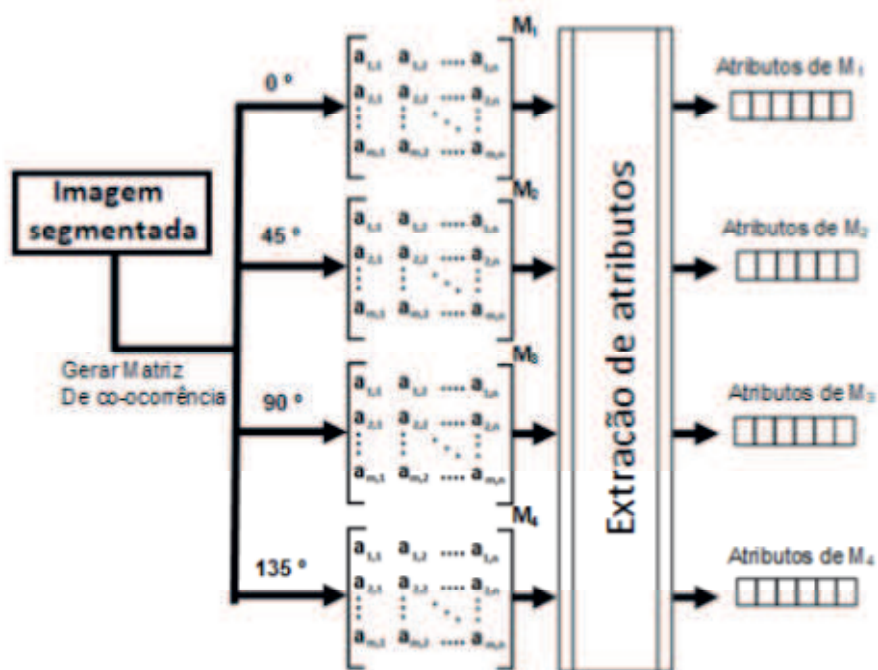
#### 4.3.4 Extração de características

Para caracterização dos atributos, foram utilizadas 4 matrizes de coocorrência de níveis de cinza, nos ângulos de  $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$  e  $135^\circ$ . Assim, foi possível gerar para cada imagem, quatro vetores de dimensão 9, ou seja, cada

imagem fornece uma quantidade de 36 de atributos referentes à lesão segmentada. Os vetores gerados obedecem um padrão de informações e valores associados a cada característica, indicando a formação de classes para a classificação.

As matrizes de co-ocorrência servem como base para calcular os atributos indicados por Haralick (contraste, correlação, segundo momento, homogeneidade, entropia, média, assimetria, desvio padrão e curtose). Estas funções foram calculadas utilizando as ferramentas computacionais dispostas no Matlab®. O procedimento de extração de atributos está descrito na Figura 34.

Figura 34 – Extração de Atributos



Fonte: Elabora pela autora.

#### 4.3.5 Classificação

Obtidos os vetores de características, é possível identificar padrões, ou classes. Em um banco de dados ideal, 70% dos vetores de atributos seriam utilizados para treinar o algoritmo, 30% para teste. Devido ao reduzido número

de amostras, os vetores de imagens dispostos para classificação foi realizada conforme a Tabela 4:

Tabela 4 – Amostragem para classificação.

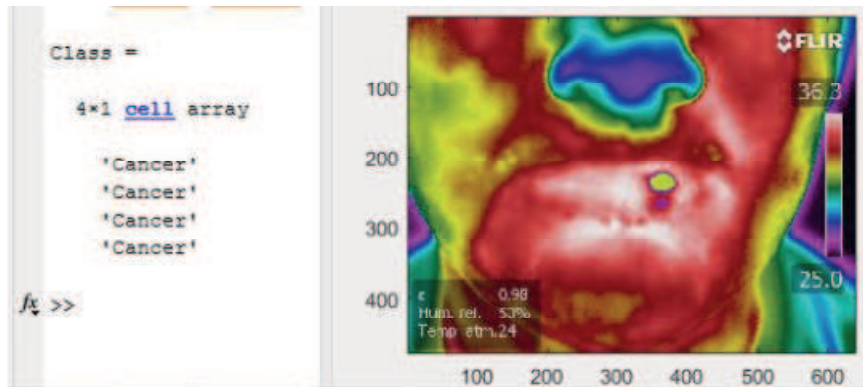
Amostras de Treino	Número de vetores	Amostras de Teste	Número de vetores
Câncer	6	Câncer	2
Queilite actínica	12	Queilite actínica	8
Normal	12	Normal	4

Fonte: Autora

Como mostra a Tabela 4 de classificação das imagens, os casos de pacientes normais obedecem a proporção de 75% - 35% e os casos de queilite actínica, de 60% a 40%. Nos dois casos, se aproximam da margem estabelecida na literatura. Para a classe de queilite actínica foi desconsiderado o grau de severidade da lesão, não segregando entre queilite actínica leve, moderada e severa. No caso das lesões de câncer, havia apenas 2 amostras, que daria uma porcentagem de 50% e os resultados não foram satisfatórios. Neste caso, a classificação foi feita tomando base o número de vetores. Para as imagens de câncer, foi possível extrair 8 vetores de atributos, dos quais 6 foram utilizados para treinamento e 2 para teste.

Ao inserir os vetores de teste, o algoritmo calcula a distância entre o vetor lançado e os vetores de treino. Desta forma, o vetor é classificado na classe que está em menor distância. Na Figura 34 é mostrado que o programa lança, para cada imagem, 4 sugestões de “diagnóstico”, indicando que é possível auxiliar a tomada de decisão;

Figura 34 – Resultado do classificador.



Fonte: Elaborada pela autora.

#### 4.3.5.1 Métricas de avaliação

No intuito de validar e verificar a eficácia do classificador, após submetido à etapa de treino, foram selecionados vetores aleatoriamente. Dos 44 vetores gerados pelas matrizes de coocorrência, 14 foram selecionados para validar o algoritmo.

Para medir o desempenho do classificador, utilizamos os seguintes critérios de resultados:

- Verdadeiro Positivo (VP): Vetores corretamente classificados como a classe de interesse.
- Verdadeiro Negativo (VN): Vetores corretamente classificadas como não sendo a classe de interesse.
- Falso Positivo (FP): Vetores incorretamente classificadas como a classe de interesse.
- Falso Negativo (FN): Vetores incorretamente classificadas como não sendo a classe de interesse.

Com base nestas informações, verificou-se o desempenho com cada vetor independente, a partir de 3 métricas distintas: a precisão, a sensibilidade e a acurácia, dispostos pelas equações 41, 42 e 43, respectivamente.

$$Precisão(\%) = \frac{VP}{VP + FP} \times 100, (41)$$

$$\text{Sensibilidade}(\%) = \frac{VP}{VP + FN} \times 100, (42)$$

$$\text{Acurácia}(\%) = \frac{VP + VN}{VP + VN + FP + FN} \times 100, (43)$$

Para um algoritmo de auxílio ao diagnóstico é de extrema importância o desenvolvimento de avaliação, pois servirá de apoio ao especialista para diagnosticar uma patologia e pode vir a dar um diagnóstico incorreto, inativando, por ventura um tratamento necessário.

Após realizar todos estes processos, foram obtidos os resultados que serão discutidos no capítulo 5. As etapas do processamento de imagens, bem como as técnicas escolhidas contribuíram para um bom fechamento da pesquisa.

## 5 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Os resultados obtidos e a discussão acerca dos valores e gráficos resultantes são apresentados neste capítulo, comparados ao resultado do exame histopatológico realizado nos pacientes após o exame clínico.

### 5.3 Atributos das imagens

As Tabelas 5 e 6 mostram os vetores de uma das amostras de pacientes diagnosticados com câncer e seus respectivos valores para os 9 atributos relacionados. Os valores de contraste, entropia e correlação foram normalizados no intervalo de 0 a 1.

Tabela 5 – Vetor de atributos de uma amostra arbitrária.

Contraste	Correlação	Segundo momento	Homogeneidade	Entropia
0,0078	0,7157	0,9959	0,9993	0,7281

Fonte: Elaborado pela autora.

Tabela 6 - Vetor de atributos de uma amostra arbitrária.

Média	Assimetria	Desvio Padrão	Curtose
4782,5156	0,2833	38181,0375	1,9881

Fonte: Elaborado pela autora.

A medida do contraste informa sobre a quantidade de variação local de níveis de cinza em uma imagem. O valor de 0,007834527, é um valor pequeno, isto informa que os níveis de cinza na lesão estão todos próximos ao valor da média. Se, caso contrário, o valor fosse alto, a imagem possuiria uma maior distribuição dos níveis de cinza em seu histograma.



A correlação representa uma ideia de linearidade entre as dependências dos tons de cinza de uma imagem. Um valor de 0,715694902 está próximo do valor máximo de normalização, e indica que a ordenação entre os tons de cinza é alta. Isto é confirmado pelo valor do segundo momento angular, que é de 0,995934607 e informa que a homogeneidade entre os tons de cinza é alta (se aproxima de 1), ou seja, há uma baixa transição de tons de cinza.

A entropia emite o grau de dispersão de níveis de cinza e mede a pureza ou impureza de um determinado conjunto. O valor da entropia de 0,728134238 está próximo de 1 (valor máximo), em coerência ao valor do desvio padrão, que possui um alto, mostrando uma alta dispersão de uma distribuição de dados.

A média informa a intensidade média de cada região e é útil como uma ideia aproximada da intensidade, não propriamente de textura. Na região do lábio, em que é segmentada a imagem, os valores de média são altos, 4782.515625, confirmando a alta intensidade dos tons na região.

O valor de 0,2833 da assimetria indica um alto grau de liberdade na especificação do histograma, o que possibilita uma maior utilização do intervalo de níveis de cinza da imagem. A Curtosi, com valor de 1,9, indica o grau de concentração de valores da distribuição em torno do centro da distribuição.

## 5.4 Gráficos de dispersão e validação

A validação destas informações ocorre em dois momentos: primeiro um gráfico de correlação em função da assimetria gerado com os vetores de

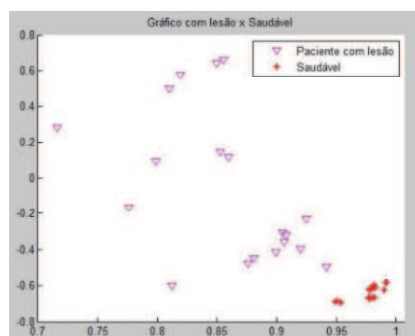
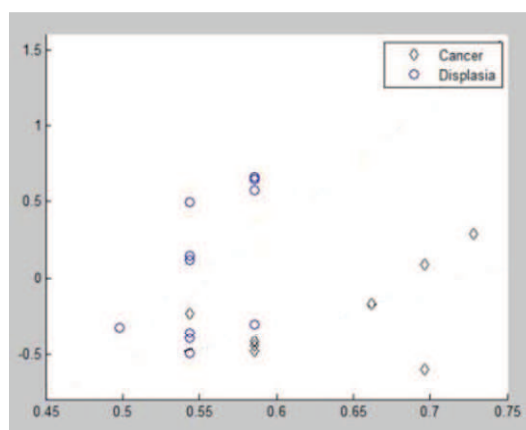


Figura 35 – Gráfico de dispersão de vetores dos pacientes normais e com lesão.

atributos, na Figura 35, é mostrado que a partir dos atributos extraídos, é possível diferenciar com clareza um paciente com lesão de um paciente saudável.

Os pacientes com lesão incluem com queilite actínica ou câncer. Na Figura 36, o gráfico faz distinção entre os pacientes com câncer e com queilite actínica. Neste caso, não há formação de nuvens, mas pode-se observar uma tendência de agrupamento vertical para queilite actínica e horizontal para câncer.

Figura 36 – Gráfico de dispersão vetores de pacientes com displasia e câncer.

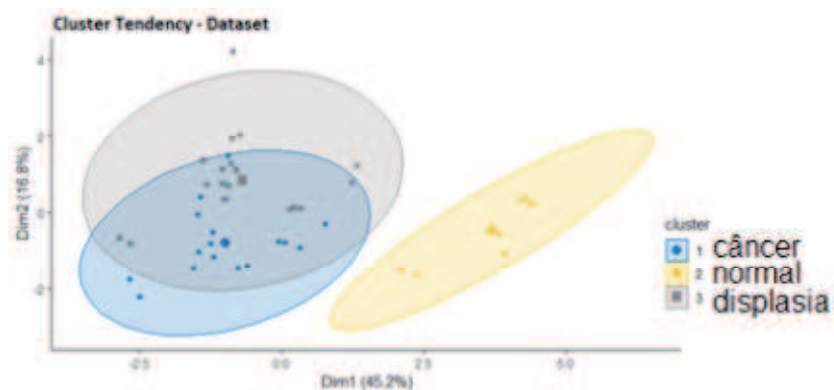


Fonte: Elabora pela autora.

Porém, no gráfico da Figura 36, apesar de indicar uma tendência ao agrupamento, a diferenciação entre os casos de queilite actínica e câncer não estão bem definidos, ou seja, não é possível avaliar até que ponto os dados podem ser considerados de uma determinada classe.

Após utilizar PCA, foi obtido um gráfico de tendência de agrupamento em que se observa, na Figura 37, que os vetores gerados se agrupam na classe normal, enquanto as classes câncer e queilite actínica, apesar da interseção, também indicam que é possível agrupar e classificar os vetores.

Figura 37 – Tendência de agrupamento.



Fonte: Elaborado pela Autora.

Para conferir mais confiabilidade quanto à tendência de agrupamento, foi utilizado o método estatístico de Hopkins, em que foi obtido para o dataset, o valor de 0,1715757. Tendo como base o valor de 0,5, pode-se dizer que valores próximos a zero indicam, apesar da presença de pontos regularmente espaçados, um indicativo de agrupamento.

Verificada a possibilidade de agrupamento entre os vetores selecionados, o algoritmo de classificação foi treinado e foram selecionadas 4 amostras para teste, discutidas na Seção 5.3.

### 5.4.3 Cálculo de desempenho

O cálculo de precisão, sensibilidade e acurácia foram utilizados para avaliar o desempenho do classificador KNN operando isoladamente. Esta etapa informa sobre a eficácia do classificador para a hipótese de utilizar ou não as imagens termográficas como auxílio ao diagnóstico de lesões no lábio. O objetivo é mostrar o desempenho do KNN ao classificar as imagens nas categorias “normal”, “queilite actínica” e “câncer”.

No total de 11 amostras, temos 44 vetores de atributos associados. Para verificar o desempenho, foram selecionados 14 vetores (correspondentes a

aproximadamente 30% das amostras) aleatoriamente, sendo 5 da classe “normal”, 5 da classe “queilite actínica” e 4 da classe “câncer”, mostrado no quadro 5 e na Tabela 7.

Quadro 5 – Classificação dos vetores aleatórios.

CLASSE	CLASSIFICAÇÃO PÓS KNN
CANCER	'QUEILITE ACTÍNICA'
CANCER	'CANCER'
CANCER	'CANCER'
CANCER	'CANCER'
QUEILITE ACTÍNICA	'QUEILITE ACTÍNICA'
QUEILITE ACTÍNICA	'CANCER'
QUEILITE ACTÍNICA	'QUEILITE ACTÍNICA'
QUEILITE ACTÍNICA	'CANCER'
QUEILITE ACTÍNICA	'QUEILITE ACTÍNICA'
NORMAL	'NORMAL'
NORMAL	'NORMAL'
NORMAL	'NORMAL'
NORMAL	'NORMAL'
NORMAL	'NORMAL'

Fonte: Elaborado pela Autora.

Tabela 7 – Matriz de confusão.

CLASSE	NÚMERO DE AMOSTRAS	DIAGNÓSTICO			%
		NORMAL	QUEILITE ACTÍNICA	CÂNCER	
NORMAL	5	5	0	0	100%
QUEILITE ACTÍNICA	5	0	3	2	60%
CANCER	4	0	1	3	75%

Fonte: Elaborado pela Autora.

A Tabela 7 indica a que classe os vetores foram aproximados e quais ficaram em posições diferentes do que era esperado. De 5 vetores da classe “normal”, os 5 foram classificados corretamente e obtiveram 100% de acertos. Dos 5 vetores da classe “queilite actínica”, 2 foram classificados de forma incorreta, atingindo 60% dos acertos. Os vetores de câncer atingiram 75% com 3 acertos em 4 imagens. As Tabelas 8 e 9 representa a matriz de teste para classe real versus classe prevista.

Ao submeter 14 vetores para análise do classificador, em que 9 tinham lesão no lábio, percebe-se um resultado satisfatório, em que 100% foram inclusos nas devidas classes de diagnóstico.

Tabela 8 – Matriz de teste para anormalidade

		Classe prevista		
		Quantidade	Câncer/queilite actínica	Normal
Classe real	Câncer/queilite actínica	9	Verdadeiro positivo 9	Falso negativo 0
	Normal	5	Falso positivo 0	Verdadeiro Negativo 5

Fonte: Elaborado pela autora.

Para a Tabela 8, é nítido ver que o classificador atingiu 100% de aproveitamento, ou seja, a classe “normal” classificou devidamente todos os vetores aleatórios, o que corrobora com o gráfico da Figura 36.

Os vetores relacionados na Tabela 9, foram previamente diagnosticados, com câncer Normal/queilite actínica. Ao submeter os vetores à classificação, percebe-se a incidência de falsos diagnósticos. Dos 4 vetores de câncer, 1 aponta como falso negativo, isto é, quando o paciente tem câncer, mas o resultado diz que não. Nos casos normal/queilite actínica, 2 foram classificados como falso positivo, quando a pessoa não tem câncer, mas o exame aponta que sim.

Para a classificação que diferencia os vetores de imagens com queilite actínica e câncer, seguem os resultados mostrados nas Tabelas 9.

Tabela 9 – Matriz de teste para Câncer.

		Classe prevista		
		Quantidade	Câncer	Queilite actínica
Classe real	Câncer	4	Verdadeiro positivo 3	Falso negativo 1
	Queilite actínica	5	Falso positivo 2	Verdadeiro Negativo 3

Fonte: Elaborado pela autora.

A Tabela 8 mostra que não houve problema com a classificação dos casos normais, mas a Tabela 9 mostra que a classificação irregular está em torno dos vetores de queilite actínica e câncer. O resultado é coerente, pois as lesões de queilite actínica são potencialmente malignas, então, o algoritmo de classificação confundir a classe do vetor, está dentro do aceitável e também corrobora com o

gráfico da Figura 36, que mostra a proximidade entre os vetores de queilite actínica e de câncer.

Calculando os valores de precisão, sensibilidade e acurácia, foram obtidos os resultados da Tabela 10.

Tabela 10 – Calculo de valores de precisão, sensibilidade e acurácia.

	Precisão	Sensibilidade	Acurácia
Normal x Câncer/queilite actínica	100%	100%	100%
Câncer x Queilite actínica	60%	75%	60%

Fonte: Elaborado pela autora.

Devido ao baixo número de amostras, os resultados preliminares são coerentes. O classificador atingiu 100% de eficácia para os casos normais, e 60% na acurácia para os casos de lesão. Nos padrões da pesquisa, no contexto em que foi realizada, pode-se dizer que os resultados atenderam à proposta inicial.

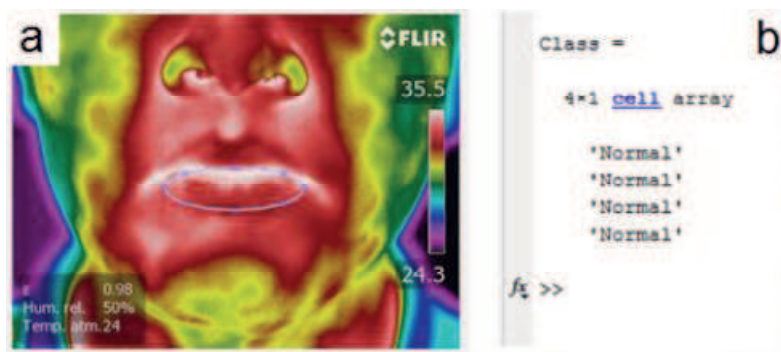
## 5.5 Teste de classificação

Os pacientes foram divididos entre grupo controle (pacientes normais) e grupo tratado (com queilite actínica e câncer). Todas as imagens são submetidas à seleção manual de ROI para segmentação automática por limiarização. Esta seleção é feita aproximando o lábio de uma elipse e deve ser realizada pelo especialista. A partir disso, o algoritmo de classificação utiliza os quatro vetores gerados pela matriz de coocorrência e classifica a imagem nas classes “Normal”, “Queilite actínica” e “Câncer”.

### 5.5.3 Paciente sem lesão

O paciente participou voluntariamente e não apresentou qualquer indicio de lesão quando submetido ao exame clínico. O diagnóstico associado é “normal”. A imagem térmica não apresenta coloração verde ou amarela, na Figura 38a. Ao selecionar manualmente a região do lábio por meio de uma elipse, a imagem é classificada pelos quatro vetores como “normal”, Figura 38b.

Figura 38 – Paciente do grupo controle.



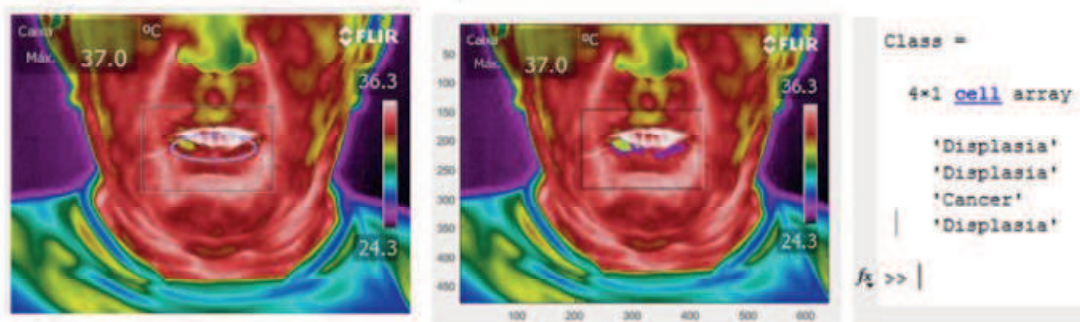
Fonte: Elabora pela autora.

### 5.5.4 Pacientes com queilite actínica

O primeiro paciente foi avaliado clinicamente e o exame histopatológico relatou uma queilite actínica Moderada. A Figura 39a mostra que para este paciente há uma dificuldade para selecionar a região de interesse: a lesão se encontra na região interna do lábio e o paciente precisou posicionar a boca entreaberta para visualização. Em consequência, os dentes ficaram à mostra e quando entram na seleção de ROI, são segmentados na forma de lesão, devido a temperatura mais baixa. Na Figura 39b, com a lesão já segmentada, 3 vetores de atributos apontam “queilite actínica” e um vetor aponta “câncer”, como referido a Figura 39c. A conclusão é que 75% da classificação corrobora com o resultado do histopatológico.



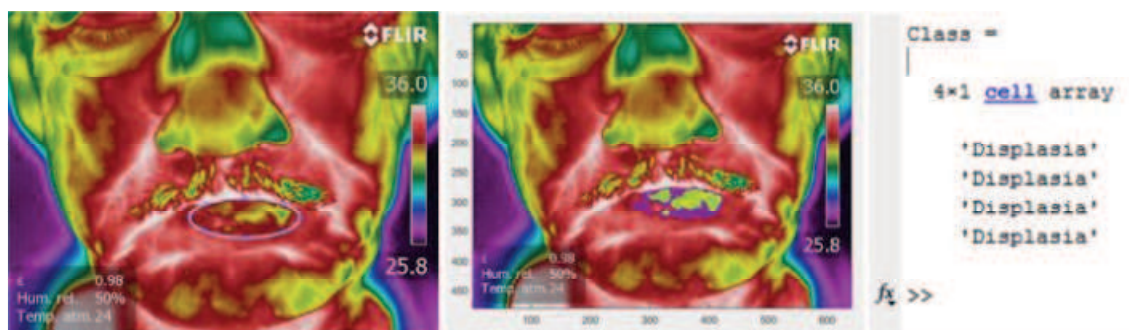
Figura 39 – Paciente com displasia moderada.



Fonte: Elabora pela autora.

O segundo paciente tem diagnóstico de queilite actínica severa. A seleção da ROI para este paciente precisa excluir a região dos pelos acima do lábio superior, para que não seja segmentada, como mostra a Figura 40a. Na Figura 40b, pode-se observar a região em tons de verde e roxo, correspem quente à lesão. A classificação dos 4 vetores aponta “queilite actínica”, e está de acordo com o diagnóstico clínico.

Figura 40 – Paciente com displasia severa.



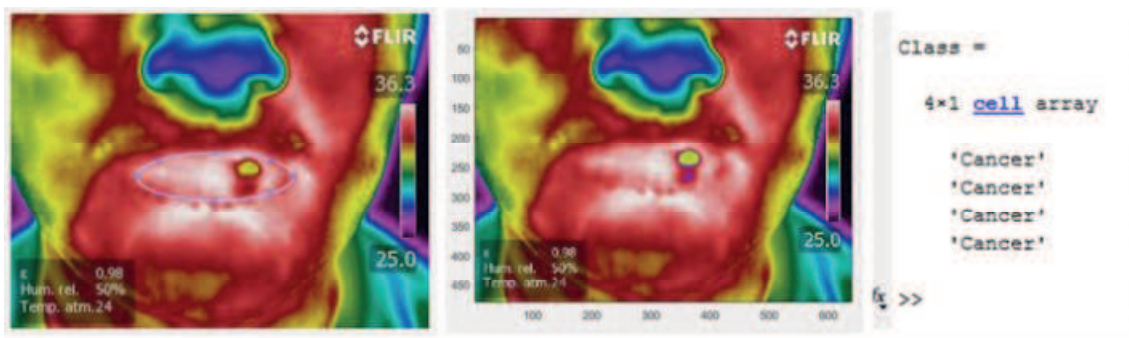
Fonte: Elabora pela autora.

### 5.5.5 Paciente com carcinoma

O paciente com câncer possui uma lesão esférica no lábio inferior com ressecamento nas bordas. A região segmentada é mostrada na Figura 41b, em

Figura 41 – Paciente com carcinoma.

que a região aparente em verde e roxo, retrata as células cancerosas. Ao associar os vetores da imagem aos de treino, o classificador indica para as quatro matrizes de coocorrência que o paciente tem câncer.



Fonte: Elaborada pela autora.

## 6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

A proposta da dissertação foi criar um algoritmo de classificação que pudesse vir, em trabalhos futuros, auxiliar o profissional de odontologia a diagnosticar queilite actínicas e câncer de lábio de uma forma não invasiva e indolor ao paciente.

Apesar obstáculos que poderiam inviabilizar a pesquisa, os resultados superaram as expectativas. A LINCCO da UEPB atende pacientes com lesões de lábio, porém a demanda não supria a necessidade da pesquisa. O banco de imagens foi formado com 7 imagens de pacientes com lesões, bem abaixo do esperado. Além disso, apesar da sugestão do protocolo experimental, os parâmetros deveriam ter seguido critérios mais rígidos para garantir a fidedignidade dos dados obtidos. Isto implica na interferência nos níveis de temperatura afetados por fatores externos, como umidade, pelos e temperatura ambiente.

No entanto, o trabalho foi desenvolvido com eficácia e leva a crer que pesquisas futuras podem garantir o auxílio ao diagnóstico de queilite actínicas e câncer de lábio através de imagens termográficas. Se tratando de um dos primeiros trabalhos na área, os resultados ficaram além do esperado, o classificador teve 100% de eficácia para diferenciar imagens de pacientes controle e pacientes lesionados.

A pesquisa é inovadora em diagnóstico de lesões labiais utilizando termografia, o que a torna de alta relevância e contribuição, pois abre um leque de possibilidades para aplicações.

Deve se atentar para futuros projetos em desenvolver um protocolo de aquisição, com o objetivo de refinar a qualidade das amostras enviadas para processamento. Devido a baixa demanda de pacientes na clínica, também é sugerido que sejam realizadas coletas em períodos mais amplos, para que possa

de obter um banco de dados com uma quantidade de amostras relevante e satisfatória.

Trabalhos futuros na área devem englobar a utilização de um classificador híbrido, uma vez que, o KNN não foi excelente ao separar imagens de queilite e imagens de câncer. Outra possibilidade é utilizar o classificador SWN ou redes neurais para classificar lesões ou ainda o grau de severidade entre lesões de queilite leve, moderada e severa.

Segundo o exposto, a termografia no campo da odontologia requer pesquisas para aprofundamento e expansão das técnicas utilizadas. De acordo com os trabalhos que já foram realizados, há um forte indício de que este exame pode contribuir para um diagnóstico de lesões de lábio antecipado e conclusivo.

## REFERÊNCIAS

ABDELAZIZ, M.; ALSAMHARI, M. M. **A Thermographic Study of Heat Generation During All Ceramic Preparation.** v. 1, n. 4, p. 77–93, 2014.

ACHARYA, U. et al. **Thermography Based Breast Cancer Detection Using Texture Features and Support Vector Machine.** p. 1503–1510, 2012.

ADAMS, F. **The genuine works of Hippocrates.** Baltimore: Williams&Wilkins, 1939.

AGNELLI, A.; BARREA, A.; VILMA, C. **Tumor location and parameter estimation by thermography.** 2010.

ALBUQUERQUE R, LOPEZ – LOPES J, MARI-ROIG A, JANE-SALAS E, ROSELLO-LLABRES X, SANTOS JR. **Oral tongue squamous cell carcinoma (OTSCC): alcohol and tobacco consumption versus non-consumption. A study in a Portuguese population.** Braz Dent J. 2011;22:517-21.

AMALRIC, R. et al. **DETECTION OF SUBCLINICAL BREAST CANCERS BY INFRARED THERMOGRAPHY.** v. 1982.

AMRI, A.; SAIDANE, A.; PULKO, S. **Thermal analysis of a three-dimensional breast model with embedded tumour using the transmission line matrix ( TLM ) method.** Computers in Biology and Medicine, Elsevier, v. 41, n. 2, p. 76–86, 2011.

ARAUJO, M.; LIMA, R.; SANTOS, F. **Desenvolvimento de um banco de dados como ferramenta auxiliar na detecção precoce de câncer de mama.** 2009.

ARMATO, S. et al. **Computerized detection of pulmonary nodules on CT scans.** 2007.

ARORA, N. et al. **Effectiveness of a non invasive digital infrared thermal imaging system in the detection of breast cancer.** 2008.

AVNON, Y. et al. **Autonomic asymmetry in migraine: augmented parasympathetic activation in left unilateral migraineurs.** 2004.

BAGAVATHIAPPAN, S. et al. **Investigation of peripheral vascular disorders using thermal imaging.** 2008.

BENINGTON, C. et al. **Temperature changes in bovine mandibular bone during implant site preparation : an assessment using infra-red thermography.** v. 24, n. 4, p. 263–267, 1996.

BEZERRA, L. A. Orientadora : **Rita de Cássia Fernandes de Lima Co-orientador** : Paulo Roberto Maciel Lyra Recife , Outubro de 2007. 2007.

BIAGIONI, P.; MCGIMPSEY, J.; LAMEY, P. **Electronic infrared thermography as a dental research technique,** British Dental Journal. British Dental Journal, 1996.

BIAGIONI, P. A. et al. Infrared thermography . **Its role in dental research with particular reference to craniomandibular disorders.** v. 25, n. 3, p. 119–124, 1996.

BIAGIONI, R.; LONGMORE, J.; MCGIMPSEY, P. L. **Infrared thermography: its role in dental research with particular reference to craniomandibular disorders.** Dentomaxillofacial Radiology, 1996.

BORCHARTT, T. B. **Análise De Imagens Termográficas Para a Classificação De Alterações Na Mama.** 2013.

BORCHARTT, T. B. et al. **Breast thermography from na image processing view point: A survey.** 2012.

BORSOOK, D. et al. **Functional imaging of the trigeminal system: applications to migraine pathophysiology.** 2006.

BOUZIDA, N.; BENDADA, A.; Xavier P. Maldague. **Visualization of body thermoregulation by infrared imaging.** *Journal of Thermal Biology*, v. 34, n. 3, p. 120 – 126, 2009.

BURSTEIN, R. et al. **An association between migraine and cutaneous allodynia.** 2000.

CHAKRABORTY, M et. al. **A New Approach of Oral Cancer Detection using Bilateral Texture Features in Digital Infrared Thermal Images,** 2016

COHEN, M.; DL, M.; WH, R. **Comparison of four biofeedback treatments for migraine headache: physiological and headache variables.** 1980.

CROSTA, A. P., **Processamento Digital de Imagens de Sensoriamento Remoto** 1992

CUMMINGS, M. et al. **Thermal image analysis of electrothermal debonding of ceramic brackets: an in vitro study.** v. 21, p. 111–118, 1999.

DENG, Z.; LIU, J. **Enhancement of Thermal Diagnostics on Tumors Underneath the Skin by Induced Evaporation.** p. 7525–7528, 2005.

DOURADO NETO, H. M. **Segmentação e análise automáticas de termogramas: um método auxiliar na detecção do câncer de mama um método auxiliar na detecção do câncer de mama.** 2014.

F, O. T. S. et al. **On Using Lacunarity for Diagnosis of Breast Diseases Considering Thermal Images.** 2009.

FARMAN, A. G. et al. **Electronic thermography for the assessment of mild and moderate temporomandibular joint dysfunction.** v. 79, n. 6, 1995.

Farrell C, M. et al. **Automated interpretation of breast thermograms.** 1978.

FRIEDLANDER, A.; GRATT, B. **Panoramic dental radiography and thermography as an aid in detecting patients at risk for stroke.** *Journal of Oral and Maxillofacial Surgery*, 1994.

FRIZE, M.; HERRY, C.; ROBERGE, R. **Processing of thermal images to detect breast cancer: Comparison with previous work.** 2002.

GERSHON-COHEN, J. **A short history of medical thermography.** Ann. N.Y. Acad. Sci., v. 122, n. 122, p. 4–11, 1964.

GHAFFARPOUR, A. et al. **A review of the dedicated studies to breast cancer diagnosis by thermal imaging in the fields of medical and artificial intelligence sciences.** 2009.

GOLDBERGER, A. L. et al. **Motion Artifact Reduction in Breast Dynamic Infrared Imaging.** v. 56, n. 3, p. 903–906, 2009.

GONZAGA, Adilson. *Reconhecimento de gestos usando segmentação de imagens dinâmicas de mãos baseada no modelo de mistura de gaussianas e cor de pele*, catálogo da USP, 2006

GONZALEZ, R.; WOODS, C.; EDDINS, E. L. **Digital Image Processing Using Matlab.** 2009.

GOMES, O. F. M. **Processamento e Análise de Imagens Aplicados à Caracterização Automática de Materiais.** Dissertação de Mestrado – Departamento de Ciência de Materiais e Metalurgia, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2001.

HARALICK, R. M.; SHANMUGAN, K.; DINSTEN, I. **Textural Features for Image Classification.** IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, v. SMC-3, n. 6, p. 610-621, 1973.

IGLESIAS, J. C. A. **Uma Metodologia para Caracterização de Sínter de Minério de Ferro: Microscopia Digital e Análise de Imagens.** Dissertação de Mestrado – Departamento de Ciência de Materiais e Metalurgia, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2008.

SOBRAL, J. L. Notas de aula VISA0 COMPUTACIONAL, 2002



GRAFF-RADFORDT, B. M. et al. A 6-year clinical assessment of electronic facial thermography. v. 25, n. 5, p. 247–255, 1996.

GRATT, B. M. et al. Electronic thermography for the assessment of inferior alveolar nerve deficit. p. 153–160, 1995.

GUTIERREZ-DELGADO, F. Feasibility of New-generation Infrared Imaging Screening for Breast Cancer in Rural Communities . US ... Feasibility of New-generation Infrared Imaging Screening for. n. March 2010, 2015.

HARDING. Investigating deep venous thrombosis with infrared imaging. IEEE Eng Med Biol Mag, 1998.

HEAD, H. Q. Asymmetry analysis using automatic segmentation and classification for breast cancer detection in thermograms. 2001.

HEAD, J.; WANG, F.; ELLIOTT, R. Breast thermography is a noninvasive prognostic procedure that predicts tumor growth rate in breast cancer patients. 1993.

HOSAKI, Y. et al. Non-invasive study for peripheral circulation in patients with diabetes mellitus. Annual reports of Misasa Medical Branch, n. 72, p. 31 – 37, 2002.

JAYAKUMAR, T. et al. Correlation between Plantar Foot Temperature and Diabetic Neuropathy: a Case Study by Using an Infrared Thermal Imaging Technique. v. 4, n. 6, p. 1386–1392, 2010.

JOHNSON NW, JAYASEKARA P, AMARASINGHE AA. Squamous cell carcinoma and precursor lesions of the oral cavity: epidemiology and aetiology. Periodontol 2000. 2011;57:19-37.

JONES, B.; PLASSMANN, P. Digital infrared thermal imaging of human skin. 2002.

JOS, I.; BRIOSCHI, M. 3D MRI / IR imaging fusion : a new medically useful computer tool 3D MRI / IR Imaging Fusion : A New Medically Useful Computer Tool. n. May, 2007.

KAPOOR, P.; PRASAD, S. V. A. V. Image Processing for Early Diagnosis of Breast Cancer Using Infrared Images. p. 564–566, 2010.

KAPOORANDS.V., P.; PRASAD, A. Image processing for early diagnosis of breast câncer using infrared images. 2010.

KIM, S.-j. et al. Temperature change in pig rib bone during implant site preparation by low-speed drilling. v. 18, n. 5, p. 522–527, 2010.

KOAY, J.; HERRY, C.; FRIZE, M. Analysis of Breast Thermography with an Artificial Neural Network. v. 780, p. 1159–1162, 2004.

KOAY, J.; HERRY, C. M. Analysis of breast thermography with an artificial neural network. 2004.

KONTOS, M.; WILSON, R.; FENTIMAN, I. Digital infrared thermal imaging ( DITI) of breast lesions: sensitivity and speci fi city of detection of primary breast cancers. Clinical Radiology, The Royal College of Radiologists, v. 66, n. 6, p. 536–539, 2011.

KONTOS, M.; WILSON, R.; FENTIMAN, I. Digital infrared thermal imaging (DITI) of breast lesions: sensitivity and specificity of detection of primary breast cancers. 2011.

LAHIRI, B. B. et al. Infrared Physics & Technology Medical applications of infrared thermography : A review. Infrared Physics and Technology, Elsevier B.V., v. 55, n. 4, p. 221–235,

2012.

LASALASANEN, R. Infrared thermography in the evaluation of skin temperature. 1986.

LOUIS, K.; WALTER, J.; GAUTHERIE, M. Thermobiological assessment of benign and malignant breast diseases. 1982.

MADURA, H. et al. Thermographic method for evaluation of thermal influence of Nd : YAG laser on a tooth root during sterilization process. v. 46, p. 167–171, 2004.

M.ANBAR, L. et al. Detection of cancerous breasts by dynamic área telethermometry. IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine, 2001.

MAJCHRZAK E, SZYBIAK B, WEGNER A, PIENKOWSKI P, PAZDROWKKI J, LUCZEWSKI L, et al. Oral cavity and oropharyngeal squamous cell carcinoma in young adults: a review of the literature. Radiol Oncol.

2014;48:1-10.

MEDEIROS, G. C. F, Uso de texturas para o acompanhamento da evolução do tratamento de úlceras dermatológicas. Defesa de Mestrado, Escola de Engenharia de São Carlos, 2001

MITAL, M.; SCOTT, E. Thermal detection of embedded tumors using infrared imaging. 2007.

MONTEIRO LS, AMARAL JB, VIZCAINO JR, LOPES CA, TORRES FO.A clinical-pathological and survival study of oral squamous cell carcinomas from a population of the North of Portugal. Med Oral Patol Oral Cir Bucal. 2014;19:e120-6.

MOGHBEL, M.; MASHOHOR, S. A review of computer assisted detection/diagnosis (CAD) in breast thermography for breast cancer detection. 2011.

NG, E. A review of thermography as promising non-invasive detection modality for breast tumor. International Journal of Thermal Sciences, 2009.

NG, E. et al. Statistical analysis of healthy and malignant breast thermography. 2001.

NG, E. Y. K.; KEE, E. C. Integrative computer-aided diagnostic with breast thermogram. v. 7, n. 1, p. 1–10, 2007.

NOWAKOWSKI, A. Quantitative active dynamic thermal IR-imaging and thermal tomography in medical diagnostics. Medical Devices and Systems, 2006.

PARK, J.-y.; HYUN, K.; SEO, J.-b. The effectiveness of digital infrared thermographic imaging.

PUTLEY, E. The development of thermal imaging systems. In.: RING. Recent advances in medical thermology., 1982.

QUEIROZ, K. F. F. d. C. Desenvolvimento e implementação de uma ferramenta computacional de uso médico para análise de imagens termográficas. Tese (Doutorado) — UFPE, 2016.

RAMOS, A. C. C. Termografia Médica Infravermelha aplicada à medicina do esporte, ANO

RING, E. The historical development of temperature measurement in medicine. 2007.

SANCHES, I. J. SOBREPOSIÇÃO DE IMAGENS DE TERMOGRAFIA E RESSONÂNCIA MAGNÉTICA: UMA NOVA MODALIDADE DE IMAGEM MÉDICA TRIDIMENSIONAL. Tese (Doutorado), 2009.

SCURI, Antônio, Fundamentos da Imagem Digital, dissertação de mestrado, Tecgraf/PUC-Rio, 1999

SELVARASU, N.; NACHIAPPAN, A.; NANDHITHA, N. Feature Extraction Algorithms for Abnormality Quantification from Medical Thermograms. 2009.

SILVA, A. S. V.; ARAÚJO, M. C.; LIMA, R. D. C. F. Avaliação da utilização da termografia como ferramenta de triagem de câncer de mama em mulheres residentes em regiões com poucos recursos médicos. 2015.

SILVA, A. S. V.; ARAÚJO, M. C. D.; LIMA, R. D. C. F. Avaliação da utilização da termografia como ferramenta de triagem de câncer de mama em mulheres residentes em regiões com poucos recursos médicos. 2014. Citado 2 vezes nas páginas 21 e 23.

SOUZA, L Q V, Modelos de Cores CMY e YIQ no SPRING e no MATLAB para Análise Visual de Imagens Universidade Federal de Pernambuco - UFPE Centro de Tecnologia e Geociências - CTG Departamento de Engenharia Cartográfica, Recife - PE

SUN, P.-c. et al. Relationship of skin temperature to sympathetic dysfunction in diabetic at-risk feet. v. 73, p. 41–46, 2006.

TAKAHASHI, R.; KAJIKAWA, Y. Computer-aided diagnosis: A survey with bibliometric analysis. 2017.

TAN, J. et al. Infrared thermography on ocular surface temperature: a review. 2009.

TANG, M.; DING. The steeper the curve of the cumulative histogram, the more abnormal the temperature distribution was inferred to be. 2005.

TANG, X. et al. Biomedical Signal Processing and Control Morphological measurement of localized temperature increase amplitudes in breast infrared thermograms and its clinical application. v. 3, p. 312–318, 2008.

TEJERINA, A. Aula de Habilidades y Simulacion em Patologia dela Mama. 2009.

TIMOTHY, D.; CONWELL; GIORDANO, J. Functional Infrared Imaging in the Evaluation of Complex Regional Pain Syndrome. 2008.

TONER M, O'REGAN EM. Head and neck squamous cell carcinoma in the young: a spectrum or a distinct group? Part 1. Head Neck Pathol. 2009;3:246-8.

TONIETTO, L. Processamento Gráfico Jogos Digitais ltonietto@unisinós.br  
<http://www.inf.unisinós.br/~ltonietto> set-09

W.C.AMALU et al. Infrared Imaging of the Breast—An OverView. The Biomedical Engineering Handbook, third edition, n. 25, p. 1–25, 2006.

W.C.AMALU, W.; HOBBS, J.; HEAD, R. Infrared Imaging of the Breast—An OverView. The Biomedical Engineering Handbook, third edit, n. 25, p. 1 – 25, 2006.

WESTFALL, R. S. Processamento de imagens, Editora Nova Fronteira, 328 pp. 1995

WILLIAMS, K. et al. Thermography in screening for breast cancer. 1998.

WISHART, G. C. et al. The accuracy of digital infrared imaging for breast cancer detection in women undergoing breast biopsy. European Journal of Surgical Oncology, Elsevier Ltd, v. 36, n. 6, p. 535–540, 2010.

ZHANG, C. et al. Cooling effectiveness of effusion walls with deflection hole angles measured by infrared imag