

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO CARLOS
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E DE TECNOLOGIA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA**

ISABELA DIAS ALVES

**ANÁLISE DE TEXTURA EM IMAGENS DE TOMOGRAFIA
COMPUTADORIZADA DE FEIXE CÔNICO DE REGIÕES DA MANDÍBULA
AFETADAS POR DISPLASIA**

São Carlos – SP
2025

Isabela Dias Alves

**ANÁLISE DE TEXTURA EM IMAGENS DE TOMOGRAFIA
COMPUTADORIZADA DE FEIXE CÔNICO DE REGIÕES DA MANDÍBULA
AFETADAS POR DISPLASIA**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Departamento de Engenharia Elétrica da Universidade Federal de São Carlos como requisito para a obtenção do título de bacharel em Engenharia Elétrica.

Orientador: Prof. Dr. Valdinei Luís Belini

São Carlos – SP
2025

SUMÁRIO

RESUMO

1	INTRODUÇÃO.....	4
2	MATERIAIS E MÉTODOS	7
	2.1 Conjunto de imagens	7
	2.2 Processamento de imagens	7
	2.3 Realce de contraste.....	9
	2.4 Extração de características de textura.....	10
	2.5 Forma de análise dos resultados	12
3	RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	12
	3.1 Técnicas de pré-processamento	13
	3.2 Caracterização de textura	21
4	CONCLUSÕES.....	26
	REFERÊNCIAS	26

Análise de textura em imagens de tomografia computadorizada de feixe cônico de regiões da mandíbula afetadas por displasia

Isabela Dias Alves¹

Valdinei Luís Belini²

RESUMO

Contextualização: Displasia óssea é um tipo de lesão da mandíbula humana diagnosticada por inspeção visual de imagens de tomografia computadorizada. A limitada capacidade do olho humano para distinguir níveis de cinza, associada à fadiga visual e cansaço, podem resultar em diagnósticos equivocados e, como consequência, tratamentos inadequados.

Objetivo: O objetivo deste estudo foi quantificar características visuais em imagens de tomografia computadorizada de lesões provocadas por displasia.

Materiais e Métodos: Sete imagens de tomografia computadorizada de feixe cônico de pacientes diagnosticados com displasia foram analisadas retrospectivamente. Regiões de interesse (ROIs) foram selecionadas por um radiologista e, posteriormente, processadas por técnicas de realce de contraste convencional e adaptativa. Descritores de textura de primeira ordem (média, desvio padrão, assimetria, curtose, entropia) e de segunda ordem (contraste, correlação, homogeneidade, energia) foram determinados nas ROIs processadas para quantificar aspectos radiográficos de lesão por displasia.

Resultados: No total, nove descritores de textura foram calculados para cada uma das regiões de interesse. Comparações entre os valores de características de textura revelaram diferenças numéricas entre as regiões saudável e com displasia. As características média, assimetria e entropia se diferiram significativamente entre as regiões saudável e com displasia. Contraste, homogeneidade e energia também exibiram diferenças observáveis para as duas regiões.

Conclusões: O presente estudo concentrou-se em quantificar alterações radiográfica imagens de tomografia computadorizada de lesões provocadas por displasia no osso da mandíbula humana. Comparações diretas revelaram diferenças numéricas para a maioria das características de textura das regiões saudável e com displasia. Embora os resultados sejam numericamente distintos, sua significância ainda precisa ser investigada em etapas futuras por meio de testes estatísticos aplicados em uma quantidade maior de imagens.

¹ Estudante de graduação do Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de São Carlos, e-mail: isabeladialves@estudante.ufscar.br

² Professor do Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal de São Carlos, e-mail: belini@ufscar.br

Novidade: A novidade do estudo consiste na quantificação de alterações radiológicas em regiões da mandíbula afetadas por displasia.

Relevância clínica: Diferentemente da análise qualitativa pela inspeção visual, a qual é onerosa e subjetiva, o uso de um método mais sistemático e não subjetivo, como o proposto, tem potencial para facilitar diagnósticos na rotina clínica odontológica.

Avanços no conhecimento: Há uma lacuna na literatura com respeito ao uso de análise de textura na caracterização dos subtipos de lesões causados por displasia. Neste estudo preliminar, um tipo de lesão foi caracterizado e o procedimento desenvolvido pode ser reproduzido para a caracterização dos demais subtipos de lesão.

Palavras-chave: diagnóstico por imagem; radiografia; odontologia.

1 INTRODUÇÃO

Displasia óssea (DO) é uma condição benigna que afeta a mandíbula pela substituição do osso normal por tecido fibroso (*i.e.*, formação concêntrica mineralizada dentro da lesão). A lesão é relativamente comum em mulheres de meia-idade de ascendência africana e asiática, com uma taxa de prevalência ajustada à idade de 5,5% (Titinchi *et al.*, 2025) e, geralmente, reconhecida somente em estágios avançados (Brody *et al.*, 2019). Muitos pacientes não apresentam sintomas e são diagnosticados incidentalmente durante exames odontológicos de rotina. No entanto, alguns pacientes apresentam desconforto inespecífico na área afetada ou apresentam erosão óssea associada a expansão cortical observada em imagens radiográficas. Pacientes assintomáticos geralmente não são submetidos a cirurgia, mas a intervenção cirúrgica pode ser realizada em pacientes sintomáticos (Nam *et al.*, 2022) ou quando há um comprometimento estético.

Geralmente, o diagnóstico de DO é realizado por radiologistas por meio de correlação de informações demográficas (idade, sexo e etnia), clínicas (localização e quantidade de lesões) e de características visuais (tipo e densidade) observadas em imagens de tomografia computadorizada (Cavalcanti *et al.*, 2018). Tomografia computadorizada é uma técnica de imagem não-invasiva que permite a visualização de estruturas anatômicas com mínima distorção e alta resolução espacial, aspectos favoráveis para a detecção de displasia óssea (Michetti *et al.*, 2010; Gumru *et al.*, 2021).

Dependendo da localização e extensão no osso da mandíbula, a DO é classificada como periapical, focal e florida (El-Naggar *et al.*, 2017). A periapical manifesta-se, geralmente, nos dentes anteriores inferiores. A DO focal afeta uma única região dos dentes posteriores. A florida, por outro lado, afeta dois ou mais quadrantes da mandíbula (Günaçar *et al.*, 2023). Estes

subtipos de lesões exibem aparências diferentes em imagens de tomografia computadorizada de feixe cônico de acordo com o estágio de desenvolvimento da doença, podendo apresentar-se como uma lesão hipodensa bem definida, seguida de uma aparência mista hipodensa/hiperdensa com uma borda hipodensa bem definida ao redor da radiopacidade e, posteriormente, substancialmente hiperdensa com depósitos mineralizados lobulados. Além disso, características radiográficas destas lesões podem compartilhar similaridades com outros tipos de lesões ósseas (Olgac *et al.*, 2021).

Enquanto imagens de tomografia computadorizada podem ser obtidas com até 16 *bits* de profundidade (*i.e.*, 65536 níveis de cinza), o sistema olho-cérebro humano tem uma capacidade limitada para identificar aproximadamente somente 60 níveis de cinza (Voigt, 2002). Esta limitação, associada à fadiga visual e distrações, pode contribuir para diagnósticos equivocados e, conseqüentemente, à tratamentos inadequados.

Análise de textura é um ramo da análise de imagens que quantifica características de imagens e tem sido utilizada para avaliar alterações patológicas sutis que não são facilmente identificadas por inspeção visual (Park *et al.*, 2024; Voigt, 2002). Na odontologia, análise de textura tem sido empregada para auxiliar no diagnóstico de várias doenças. Uma revisão recente pode ser encontrada, por exemplo, em Oliveira *et al.* (2024).

Kavitha *et al.* (2015) investigaram descritores de textura (segundo momento angular, contraste, correlação, entropia, momento de diferença inverso, soma da entropia, variância, soma da variância, diferença da entropia, diferença da variância e soma da média) e largura do córtex mandibular para avaliar osteoporose. A caracterização da textura foi realizada em radiografias panorâmicas da mandíbula empregando-se modelos fractais e matrizes de co-ocorrência (Haralick *et al.*, 1973). A eficácia dos algoritmos Naive Bayes, *k-NN* e *SVM* foi avaliada para classificar osteoporose. Os classificadores exibiram precisão para as combinações de dimensão fractal e largura do córtex (95,3%, 92,1%, 96,8%, respectivamente) e de matrizes de co-ocorrência e largura do córtex (93,7%, 89,5%, 94,2%, respectivamente) com base na densidade mineral do colo femoral.

A textura de imagens de pacientes com periodontite de grau C foi analisada por Gonçalves *et al.* (2020). O estudo objetivou detectar alterações não visíveis nas imagens. Onze descritores de textura (contraste, momento de diferença inversa, segundo momento angular, correlação, soma dos quadrados, entropia, soma da média, soma da variância, soma da entropia, diferença da variância e diferença da entropia) quantificaram regiões lesionada, saudável e intermediária. Diferenças significativas foram observadas nas análises entre regiões lesionada e saudável, e regiões intermediária e saudável, com base no segundo momento angular, soma

da média, soma da entropia, diferença da variância e diferença da entropia. Os autores enfatizaram o potencial da análise de textura para contribuir com a precisão na classificação do tecido em torno da lesão.

De Rosa *et al.* (2020) caracterizaram imagens de cistos radiculares e granulomas periapicais e avaliaram a eficácia de descritores de textura para diferenciar estas lesões. Aspectos visuais das regiões de interesse foram quantificados por 11 descritores, dos quais apenas cinco revelaram potencial para diferenciar as lesões, sendo eles: segundo momento angular, soma dos quadrados, soma da média, contraste e correlação. Os resultados demonstram que a análise de textura pode auxiliar no diagnóstico e na distinção de lesões periapicais. No entanto, os autores mencionam que análise de textura envolve interpretações complexas.

O estudo de Costa *et al.* (2021) concentrou-se em avaliar a eficácia da análise de textura para prever estabilidade de implantes dentários. Para tanto, a textura do osso alveolar de mandíbulas edêntulas foi caracterizada no ambiente MaZda, software de acesso aberto específico para o cálculo de descritores de textura (Szcypinski *et al.*, 2009). Sete descritores (segundo momento angular, contraste, correlação, entropia, momento de diferença inverso, soma da entropia e soma de quadrados) foram correlacionados com o torque mecânico de inserção de implante. Um modelo de regressão linear revelou maior correlação para o descritor de contraste. Apesar do potencial da técnica, os autores observam que a análise de textura não é extensivamente empregada na odontologia devido à sua interpretação complexa.

Alterações no osso trabecular ocasionadas por osteonecrose relacionada à medicação foi investigada por Queiroz *et al.* (2023). A análise de imagens considerou regiões saudável, intermediária e afetadas por osteonecrose. Sete descritores de textura (segundo momento angular, contraste, correlação, entropia, momento de diferença inverso, soma da entropia e soma de quadrados) foram calculados usando o software MaZda. Análises estatísticas revelaram que os valores de todos os descritores foram significativamente distintos entre as regiões, demonstrando que a análise de textura tem potencial para auxiliar no diagnóstico precoce de osteonecrose.

Mais recentemente, Moraes *et al.* (2025) avaliaram achatamento, osteófito e erosão na articulação temporomandibular. Análises de imagens no MaZda resultaram em sete descritores: segundo momento angular, contraste, correlação, entropia, diferença da entropia, soma da entropia e soma de quadrados. O estudo revelou valores significativamente diferentes para erosão e enfatizou o potencial da análise de textura para auxiliar a detecção precoce e o monitoramento de doenças degenerativas da articulação temporomandibular.

Apesar dos trabalhos abrangerem várias especialidades da odontologia, apenas um estudo empregou análise de textura no âmbito da displasia. Park *et al.* (2024) caracterizaram regiões mandibulares afetadas por displasia para diferenciá-la de cistos periapicais. As lesões foram delimitadas manualmente por um radiologista. O método de Fisher foi utilizado para selecionar dez dos 279 descritores de textura retornados pelo MaZda para cada imagem avaliada. A eficácia dos descritores para determinar displasia e diferenciá-la de cisto periapical foi avaliada empregando curvas características de operação do receptor, indicando uma exatidão média de 92% e 97%, respectivamente.

É válido observar que o uso de técnicas de análise de textura para a caracterização dos três subtipos de lesões associadas à displasia não foi identificado na revisão bibliográfica.

O objetivo deste estudo foi quantificar regiões de displasia em imagens de tomografia computadorizada de feixe cônico, as quais podem não ser facilmente avaliadas por inspeção visual, visando facilitar o diagnóstico na rotina de práticas clínicas odontológicas. Especificamente, descritores de textura de primeira e de segunda ordem foram utilizados para caracterizar regiões de interesse selecionadas por um radiologista. A proposta se difere da abordagem existente por quantificar regiões afetadas por displasia, eliminando a subjetividade associada à inspeção visual. O método proposto é sistemático e não subjetivo e tem potencial para aumentar a precisão de diagnósticos por imagem.

2 MATERIAIS E MÉTODOS

2.1 Conjunto de imagens

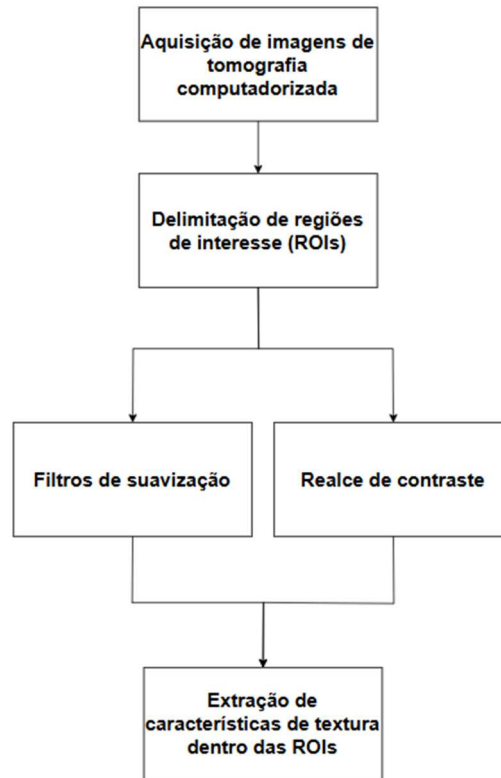
Imagens de tomografia computadorizada de feixe cônico de pacientes diagnosticados com lesões provocadas por displasia foram gentilmente cedidas pelo Prof. Dr. Túlio Morandin Ferrisse, do Departamento de Diagnóstico e Cirurgia, Faculdade de Odontologia da UNESP - Araraquara.

2.2 Processamento de imagens

Um algoritmo de análise de imagem foi implementado usando o pacote de funções de processamento de imagens do MATLAB™ em um *notebook* (Intel Core i5 13th, 2,4 GHz, 10 núcleos, 16 GB RAM).

Todos os estágios envolvidos no processo de caracterização da textura são ilustrados na Figura 1.

Figura 1: Fluxograma de todas as operações realizadas para a caracterização da textura de regiões de interesse.



Após a aquisição de imagens, a etapa subsequente do processo de caracterização de textura consistiu na identificação de regiões de interesse (ROI, do inglês *Region of Interest*). Para cada imagem, duas regiões de interesse foram selecionadas, sendo uma delas envolvendo a lesão e a outra uma região saudável do osso da mandíbula. Este processo foi realizado por um radiologista com experiência em imagens de tomografia computadorizada. O programa *ImageJ 1.54g* (Abramoff *et al.*, 2004) foi utilizado para delimitar as ROIs diretamente nas imagens originais em formato *RGB*. A escolha da ROI pelo profissional foi realizada de acordo com os seguintes critérios:

- Máxima seção transversal da lesão;
- Forma retangular ou quadrada, uma vez que os descritores são calculados somente em regiões regulares;
- A posição da região selecionada foi determinada manualmente em função da identificação das regiões de interesse. Como a análise foi restrita à lesão por displasia, regiões de interesse envolvendo osso saudável poderia alterar significativamente a análise de textura.

Subsequente ao processo de delimitação, todas as ROIs selecionadas foram recortadas das correspondentes imagens originais (formato *RGB*) e convertidas para nível de cinza de 8 *bits* no formato *bmp*. Quando comparadas ao tamanho das imagens originais, ROIs correspondem a áreas muito menores e, portanto, podem demandar menores tempo e esforço computacional para serem processadas.

Na sequência, filtros de média e de mediana 3×3 *pixels* foram aplicados às ROIs, de forma independente, para reduzir possíveis ruídos de alta frequência (*i.e.*, mudanças abruptas de intensidade de *pixels* adjacentes).

2.3 Realce de contraste

Com base em inspeções visuais, observou-se que as ROIs originais exibiam pouco contraste. A pouca variação de níveis de cinza dificulta a identificação visual de aspectos específicos - se existentes - de cada região e, em última análise, a escolha adequada de descritores de textura. Além disso, diferentes equipamentos de tomografia computadorizada ou diferentes configurações para aquisição de imagens podem produzir imagens com diferentes intervalos de níveis de cinza para as mesmas regiões de interesse entre diferentes pacientes.

A normalização de imagens foi escolhida para assegurar que imagens sob diferentes condições de captura fossem analisadas de maneira consistente e comparável. Também conhecida como uma técnica de realce de contraste, a normalização utilizada se baseia nos valores máximo e mínimo do nível de cinza, conforme Equação 1:

$$I_{norm} = \frac{I - \min(I)}{\max(I) - \min(I)} \quad (1)$$

sendo:

I_{norm} corresponde à imagem normalizada,

I corresponde à imagem original.

Além do algoritmo de normalização, os métodos de Equalização Convencional e de Equalização Adaptativa de Histograma com Limite de Contraste (do inglês, CLAHE para *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization*, Zuiderveld, 1994) também foram utilizados, de forma independente, para melhorar a interpretação visual da imagem original pelo aumento do contraste.

2.4 Extração de características de textura

Cada uma das ROIs geradas em escala de cinza foram sujeitas à análise de textura, a qual envolveu métodos de extração de características baseados em estatística de primeira e de segunda ordem (Gonzalez e Wood, 2008).

Os descritores de primeira ordem (média, variância, assimetria, curtose e entropia) foram derivados da distribuição de níveis de cinza (*i.e.*, histogramas) de cada ROI. Mais especificamente (Gonzalez e Wood, 2008):

$$m = \sum_{i=0}^{L-1} z_i \cdot p(z_i) \quad (2)$$

$$\mu_2(z) = \sum_{i=0}^{L-1} (z_i - m)^2 \cdot p(z_i) \quad (3)$$

$$\mu_3(z) = \sum_{i=0}^{L-1} (z_i - m)^3 \cdot p(z_i) \quad (4)$$

$$\mu_4(z) = \sum_{i=0}^{L-1} (z_i - m)^4 \cdot p(z_i) \quad (5)$$

$$e(z) = - \sum_{i=0}^{L-1} p(z_i) \cdot \log_2[p(z_i)] \quad (6)$$

sendo:

z intensidade de cinza do *pixel*;

L a quantidade de níveis de cinza da imagem;

$p(z_i)$ a probabilidade do nível de cinza z_i ocorrer na imagem;

(2) representa a intensidade média de nível de cinza, (3) quantifica o contraste de intensidade, (4) expressa numericamente a assimetria do histograma, (5) avalia o quão plano é o histograma e (6) mede a variabilidade dos níveis de cinza da imagem.

Descritores de textura de segunda ordem foram derivados de matrizes de co-ocorrência (GLCM, do inglês *Gray-level Co-occurrence Matrix*) para cada uma das ROIs selecionadas. Introduzida por Haralick *et al.* em 1973, matrizes de co-ocorrência em nível de cinza consistem em uma abordagem estatística de segunda ordem que aumenta a eficácia da extração de textura pelo uso de descritores de textura específicos. Especificamente, GLCMs expressam relações de intensidade e posições relativas entre pares de *pixels* correlacionados em uma imagem, avaliadas em vizinhanças espaciais descritas por uma distância d e orientação θ .

Cada elemento da matriz normalizada representa a probabilidade $p(i, j)$ de ocorrer na imagem pares de *pixels* com intensidades i e j . Mais especificamente, os seguintes descritores de segunda ordem foram determinados (Gonzalez e Wood, 2008):

$$\text{contraste} = \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K (i - j)^2 \cdot p_{ij} \quad (7)$$

$$\text{correlação} = \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K \frac{(i - m_r) \cdot (j - m_c) \cdot p_{ij}}{\sigma_r \cdot \sigma_c}; \sigma_r, \sigma_c \neq 0 \quad (8)$$

$$\text{homogeneidade} = \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K \frac{p_{ij}}{1 + |i - j|} \quad (9)$$

$$\text{energia} = \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K (p_{ij})^2 \quad (10)$$

sendo:

K a quantidade de linhas/colunas da matriz de co-ocorrência;

i uma linha da matriz;

j uma coluna da matriz;

p_{ij} probabilidade de um par de *pixels* exibir intensidades z_i e z_j ;

$$m_r = \sum_{i=1}^K i \cdot \sum_{j=1}^K p_{ij};$$

$$m_c = \sum_{i=1}^K j \cdot \sum_{j=1}^K p_{ij};$$

$$\sigma_r = \sqrt{\sum_{i=1}^K (i - m_r)^2 \cdot \sum_{j=1}^K p_{ij};}$$

$$\sigma_c = \sqrt{\sum_{i=1}^K (i - m_c)^2 \cdot \sum_{j=1}^K p_{ij};}$$

(7) representa o contraste de intensidades entre *pixels* adjacentes, (8) quantifica a correlação entre dois *pixels* vizinhos, (9) mede a proximidade que os elementos da matriz de co-ocorrência estão da diagonal principal e (10) quantifica a uniformidade de intensidade de *pixels* da imagem.

Os parâmetros selecionados foram: $d = 1$ *pixel* e $\theta = 0^\circ, 45^\circ, 90^\circ$ e 135° . O valor final para cada característica de textura de segunda ordem foi determinado como sendo a média dos valores resultantes das quatro matrizes de co-ocorrência, cada uma calculada para cada orientação de adjacência θ .

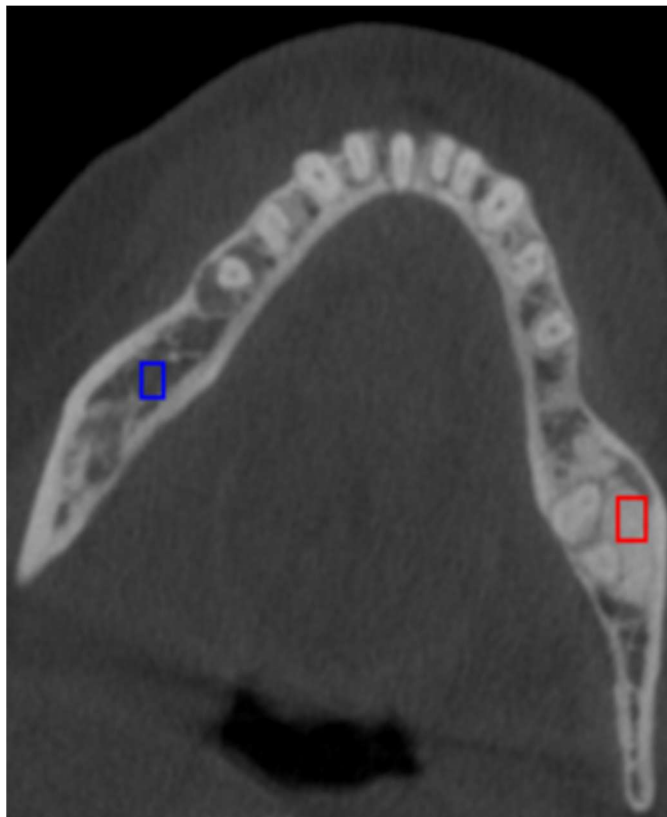
2.5 Forma de análise dos resultados

Finalizada a etapa de caracterização de textura, os resultados numéricos para todos os descritores de textura calculados para as regiões saudável e com lesão foram comparados e interpretados com base nas definições dos descritores.

3 RESULTADOS E DISCUSSÃO

No total, sete imagens de tomografia computadorizada de feixe cônico foram analisadas. A Figura 2 mostra um exemplo de imagem do osso da mandíbula de um paciente acometido pela displasia em um estágio avançado da lesão.

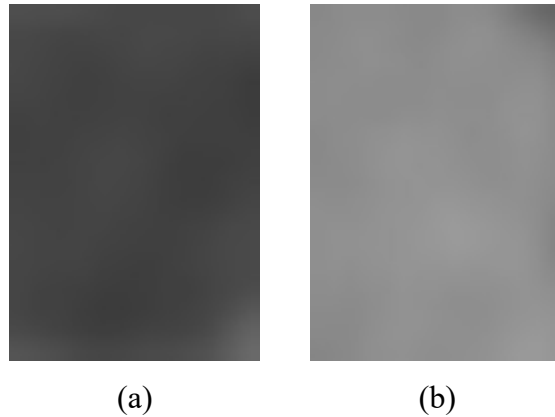
Figura 2: Exemplo de imagem de tomografia computadorizada de feixe cônico do osso da mandíbula. A região mais clara com forma de ferradura representa o osso da mandíbula. As regiões de interesse demarcadas em azul e vermelho correspondem, respectivamente, às regiões saudável e com displasia.



Fonte: Túlio Morandin Ferrisse (2025)

Para melhor visualização, as regiões de interesse delimitadas na Figura 2 são exibidas na Figura 3 como imagens a serem processadas e analisadas.

Figura 3: Regiões de interesse recortadas da imagem original. As imagens correspondem às regiões mostradas na Figura 2: (a) saudável; (b) displasia.



Como pode ser observado, ambas as regiões são praticamente homogêneas. No entanto, a região saudável é mais escura. Regiões saudáveis são mais porosas e, portanto, de menor densidade, resultando em imagens mais hipodensas (*i.e.*, mais escuras). Por outro lado, regiões mais densas são mais hiperdensas (*i.e.*, mais claras), como ocorre em regiões lesionadas formadas por tecido fibroso calcificado (Günaçar *et al.*, 2023).

3.1 Técnicas de pré-processamento

O pouco contraste observado dificulta a visualização de detalhes que podem auxiliar na distinção entre as regiões de interesse e, em última análise, em diagnósticos mais precisos. Com base nessa observação, técnicas de realce de contraste foram aplicadas e alguns exemplos são mostrados nas Figuras 4 e 6. Além da interpretação visual da aparência das imagens processadas, uma análise sistemática do efeito do realce de contraste foi conduzida com base na distribuição dos níveis de cinza (Figuras 5 e 7).

Figura 4: Região de interesse saudável processada por diferentes técnicas de realce de contraste. (a) imagem original; (b) imagem normalizada; (c) imagem equalizada. As setas vermelha e azul indicam exemplos de saturação para o branco e para o preto, respectivamente; (d) imagem em (a) após equalização adaptativa.

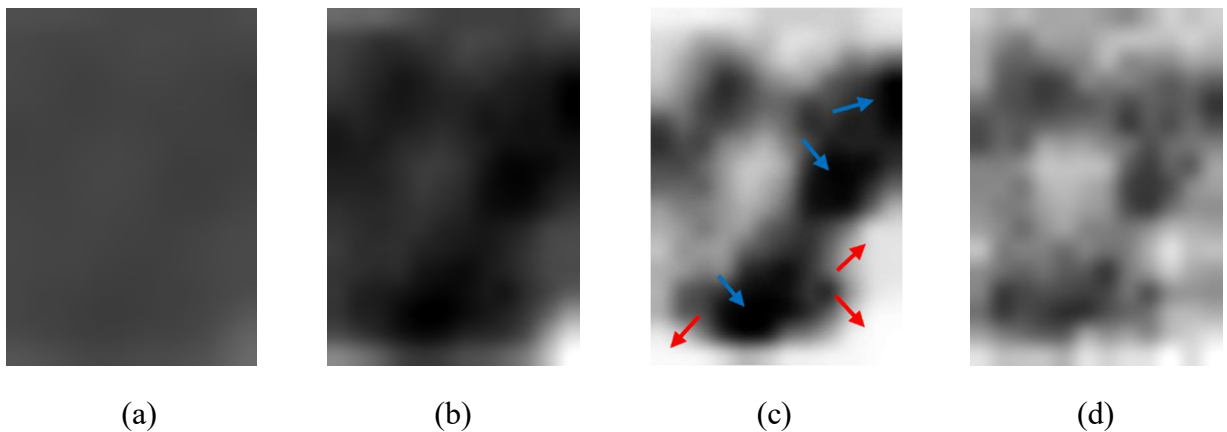


Figura 5: Distribuição dos níveis de cinza das imagens da região saudável mostradas na Figura 4. (a) histograma da imagem em (4a); (b) histograma da imagem em (4b); (c) histograma da imagem em (4c); (d) histograma da imagem em (4d). Os eixos abscissa e ordenada representam intensidade de cinza e quantidade de *pixels*, respectivamente.

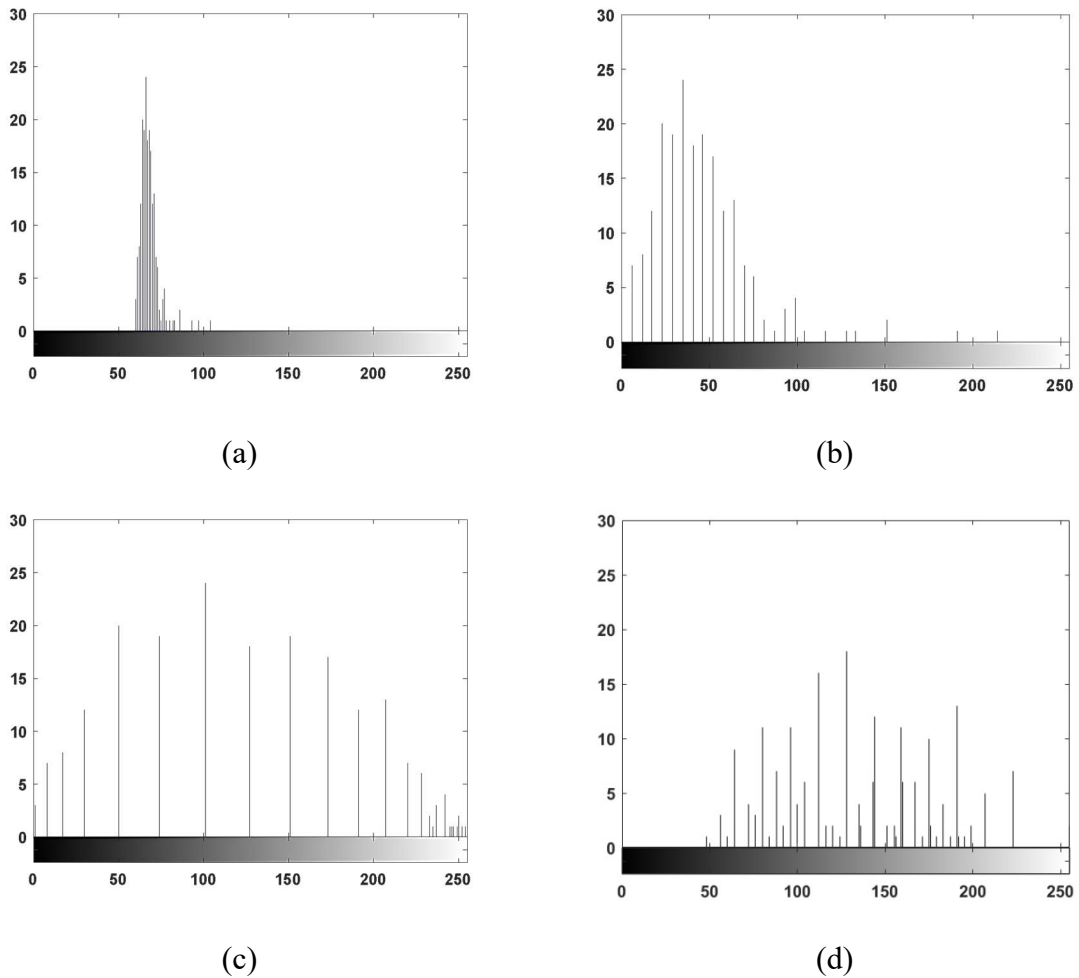


Figura 6: Região de interesse correspondente a displasia processada por diferentes técnicas de realce de contraste. (a) imagem original; (b) imagem normalizada; (c) imagem equalizada. As setas vermelha e azul indicam exemplos de saturação para o branco e para o preto, respectivamente; (d) imagem em (a) após equalização adaptativa.

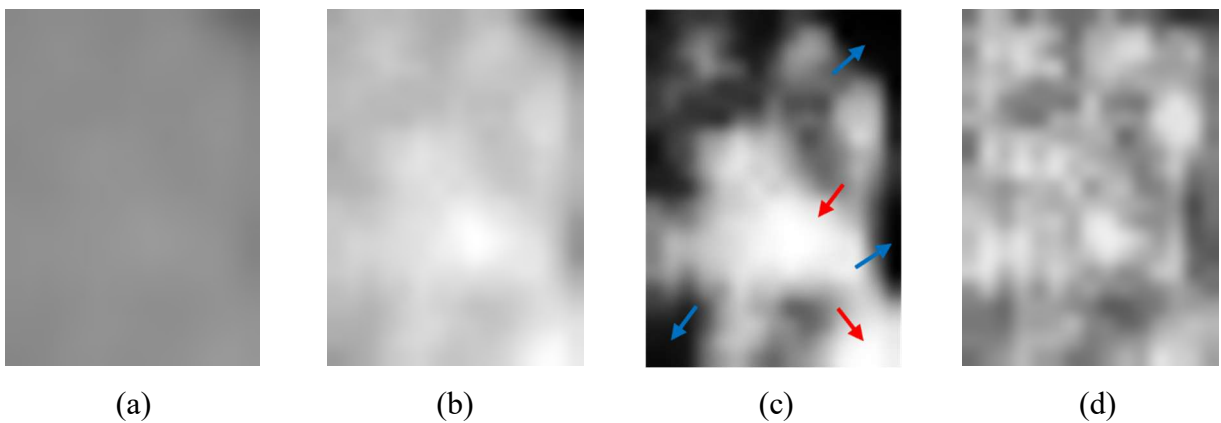
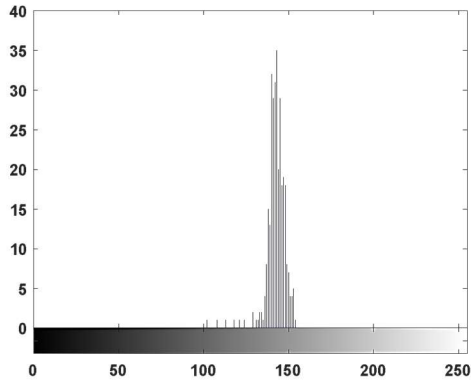
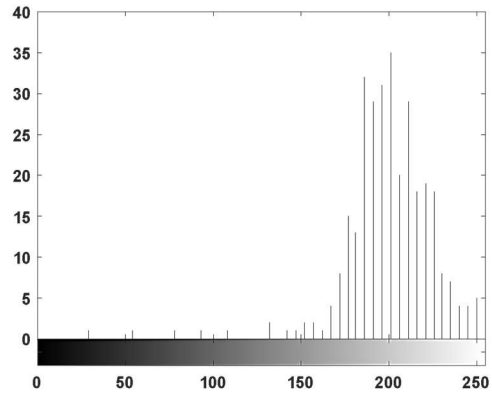


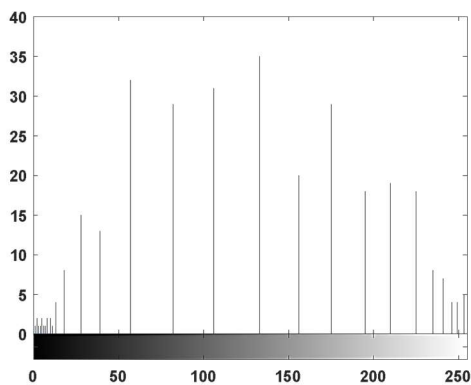
Figura 7: Distribuição de nível de cinza das imagens da região lesionada mostradas na Figura 6. (a) histograma da imagem em (6a); (b) histograma da imagem em (6b); (c) histograma da imagem em (6c); (d) histograma da imagem em (6d). Os eixos abscissa e ordenada representam intensidade de cinza e quantidade de *pixels*, respectivamente.



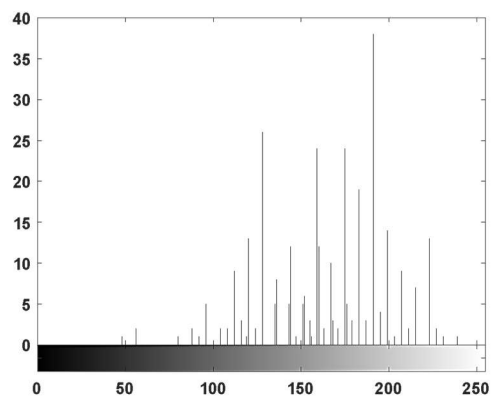
(a)



(b)



(c)



(d)

Como pode ser observado nas Figuras 4a e 6a, os níveis de cinza das correspondentes imagens originais são concentrados em uma faixa muito estreita de valores (Figuras 5a e 7a), refletindo o pouco contraste observado nas correspondentes imagens originais. Em comparação com a imagem original, todas as técnicas de realce de contraste consideradas produziram imagens com melhor qualidade de visualização, exibindo regiões com intensidades distintas antes homogêneas. Isso ocorre devido à redistribuição das intensidades de cinza ao longo de um intervalo muito mais amplo $[0, 255]$ (Figuras 5b - 5d e 7b - 7d). Distanciar níveis de cinza permite que *pixels* com intensidades distintas sejam melhor distinguidos visualmente, aumentando assim o contraste.

Ao analisar imagens normalizadas, é possível identificar regiões com diferentes níveis de cinza, mas ainda com contraste relativamente reduzido em razão das intensidades de cinza próximas umas das outras (Figuras 4b e 6b). Os histogramas exibidos nas Figuras 5b e 7b

mostram o aumento nos espaçamentos entre níveis de cinza e a redistribuição desses níveis em um intervalo mais amplo [0 – 255]. Isso ocorre porque a operação linear, descrita pela Equação 1, substitui *pixels* escuros (nas Figuras 5a e 7a, com mínimas intensidades de cinza de 60 e 102, respectivamente) nas imagens originais por *pixels* pretos (0) nas imagens normalizadas, enquanto *pixels* mais claros nas imagens originais (nas Figuras 5a e 7a, com intensidades máximas de cinza de 104 e 154, respectivamente) se tornam brancos (255) nas imagens processadas. Neste processo, *pixels* exibindo intensidades intermediárias são distribuídos linearmente entre 0 e 255 nas imagens processadas, mantendo a proporção entre os níveis de cinza e o intervalo de intensidade máximo – mínimo observados nas imagens originais. Por esta razão, apesar de melhorar o contraste, os níveis de cinza ainda se concentram, em sua maioria, em uma fração do intervalo total (0 - 125 para a Figura 5b e 125 - 255 para a Figura 7b), preservando a característica homogênea das imagens originais. Com base nestas observações, entende-se que a técnica de normalização não realça detalhes suficientes com potencial para permitir a diferenciação entre as regiões de interesse.

Em contrapartida, a equalização convencional redistribui os níveis de cinza por todo o intervalo 0 - 255 (Figuras 5c e 7c), tornando as imagens mais heterogêneas (Figuras 4c e 6c). Como efeito, as imagens equalizadas exibem regiões claras e escuras com mais nitidez, facilitando a visualização de regiões formadas por intensidades distintas. No entanto, observa-se a ocorrência de grupos de *pixels* saturados. Nos histogramas das Figuras 5c e 7c, os *pixels* dessas regiões são localizados nos extremos do intervalo. As intensidades próximas umas das outras nos limites do intervalo dificultam a distinção dos *pixels*, causando o ofuscamento observado nas regiões saturadas.

Na tentativa de evitar perdas de informações visuais pelo excesso de saturação produzido pela equalização convencional, a técnica de equalização adaptativa (CLAHE) foi investigada. As Figuras 4d e 6d exibem imagens com maior contraste e baixa ocorrência de regiões com saturação. Diferentemente da técnica convencional de equalização, a qual considera intensidades contidas em toda a imagem, a técnica adaptativa equaliza histogramas de sub-regiões da imagem original, realçando localmente o contraste de detalhes mais sutis. Isso resulta em um aumento de contraste que não é dominado por pretos muito profundos ou brancos excessivamente brilhantes. O aumento do contraste também pode ser constatado observando-se os histogramas nas Figuras 5d e 7d. A redistribuição de *pixels* em maiores quantidades de níveis de cinza melhora a nitidez da imagem e, como consequência, a visualização de detalhes.

Embora a técnica adaptativa efetivamente melhora o contraste ao equalizar localmente distribuições de níveis de cinza, sua eficácia depende da seleção empírica de parâmetros críticos, tais como o limite de realce de contraste e a quantidade de regiões contextuais. O primeiro parâmetro evita o excesso de saturação em regiões homogêneas, enquanto o segundo define a quantidade de subregiões que a imagem original será dividida, segmentada por M linhas e N colunas, produzindo $M \times N$ regiões contextuais.

As Figuras 8 e 9 mostram exemplos do efeito da quantidade de regiões contextuais na aparência e na qualidade das imagens processadas pela técnica adaptativa.

Figura 8: Efeito na aparência da região saudável considerando diferentes quantidades de região contextual da técnica CLAHE (limite de supersaturação de 0,01). (a) imagem original; (b) 16 (4×4) regiões; (c) 25 regiões; (d) 36 regiões; (e) 64 regiões; (f) 144 regiões.

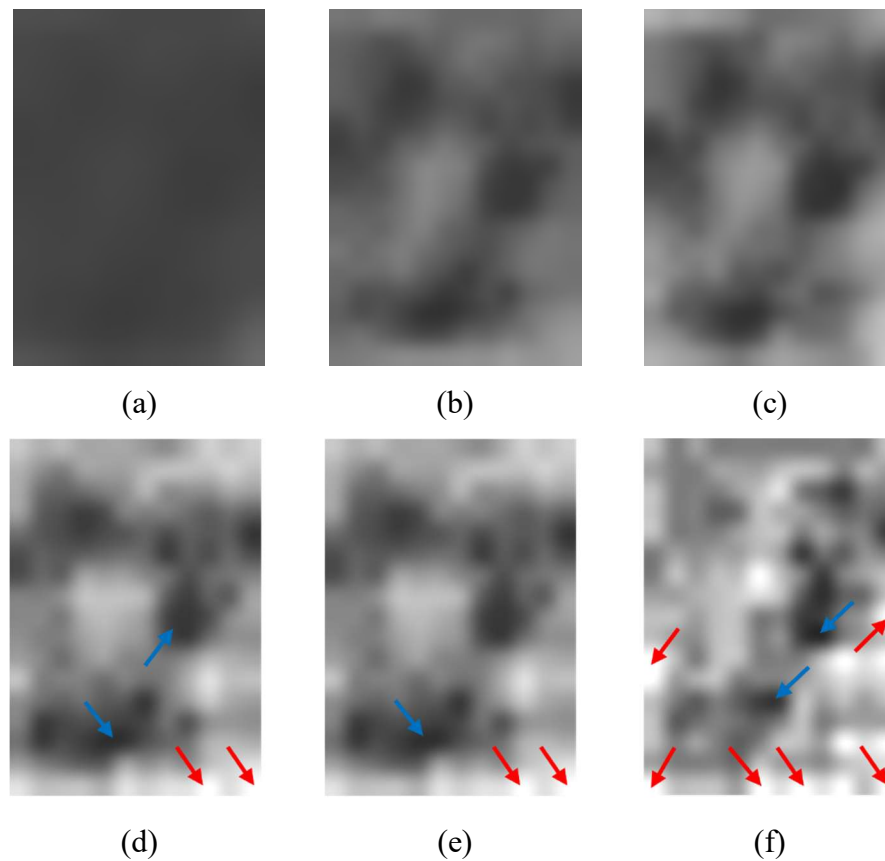
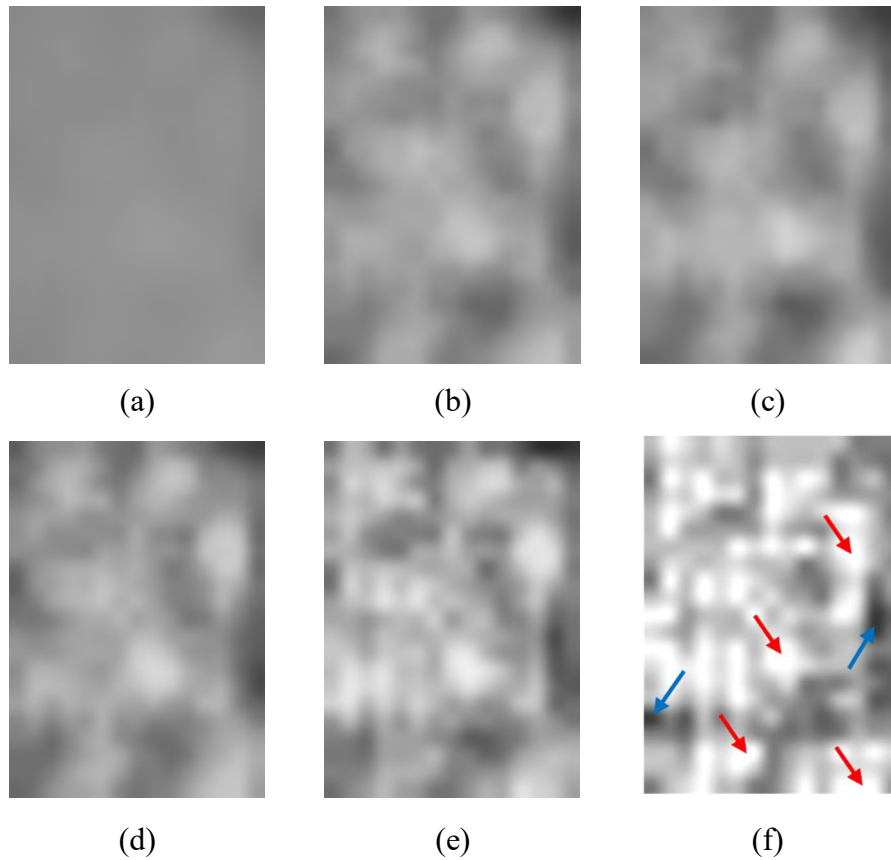


Figura 9: Efeito na aparência da região lesionada considerando diferentes quantidades de região contextual a técnica CLAHE (limite de supersaturação de 0,01). (a) imagem original; (b) 16 (4×4) regiões; (c) 25 regiões; (d) 36 regiões; (e) 64 regiões; (f) 144 regiões.



A melhora do contraste pode ser observada em todas as imagens processadas (Figuras 8 e 9). No entanto, algum nível de saturação ainda pode ser observado. A otimização dos parâmetros da técnica CLAHE é um tópico abrangente e fora do escopo deste trabalho, mas pode ser encontrada, por exemplo, em Tawfik *et al.* (2024) e Joseph *et al.* (2017).

Após inspeções visuais, a quantidade de regiões contextuais considerada para todas as ROIs analisadas foi 5×5 . Isso significa, por exemplo, que uma imagem de 20×20 *pixels* foi segmentada em cinco fileiras horizontais e cinco fileiras verticais, resultando em 25 sub-imagens de 4×4 *pixels* a serem processadas pela técnica adaptativa (CLAHE).

A sequência das análises compara as técnicas de realce de contraste por normalização e equalização adaptativa com regiões contextuais definidas por 5×5 , bem como a aplicação de filtros de média e mediana. As Figuras 10 e 11 exibem exemplos de regiões saudável e lesionada de quatro pacientes com aplicação das técnicas de pré-processamento mencionadas.

Figura 10: Galeria de exemplos de região saudável (a) - (d) imagens originais; (e) - (h) imagens (a) - (d) após filtro de média ($3 \times 3 \text{ pixels}$); (i) - (l) imagens (a) - (d) após filtro de mediana ($3 \times 3 \text{ pixels}$); (m) - (p) imagens (a) - (d) após normalização; (q) - (t) imagens (a) - (d) após equalização adaptativa (5×5).

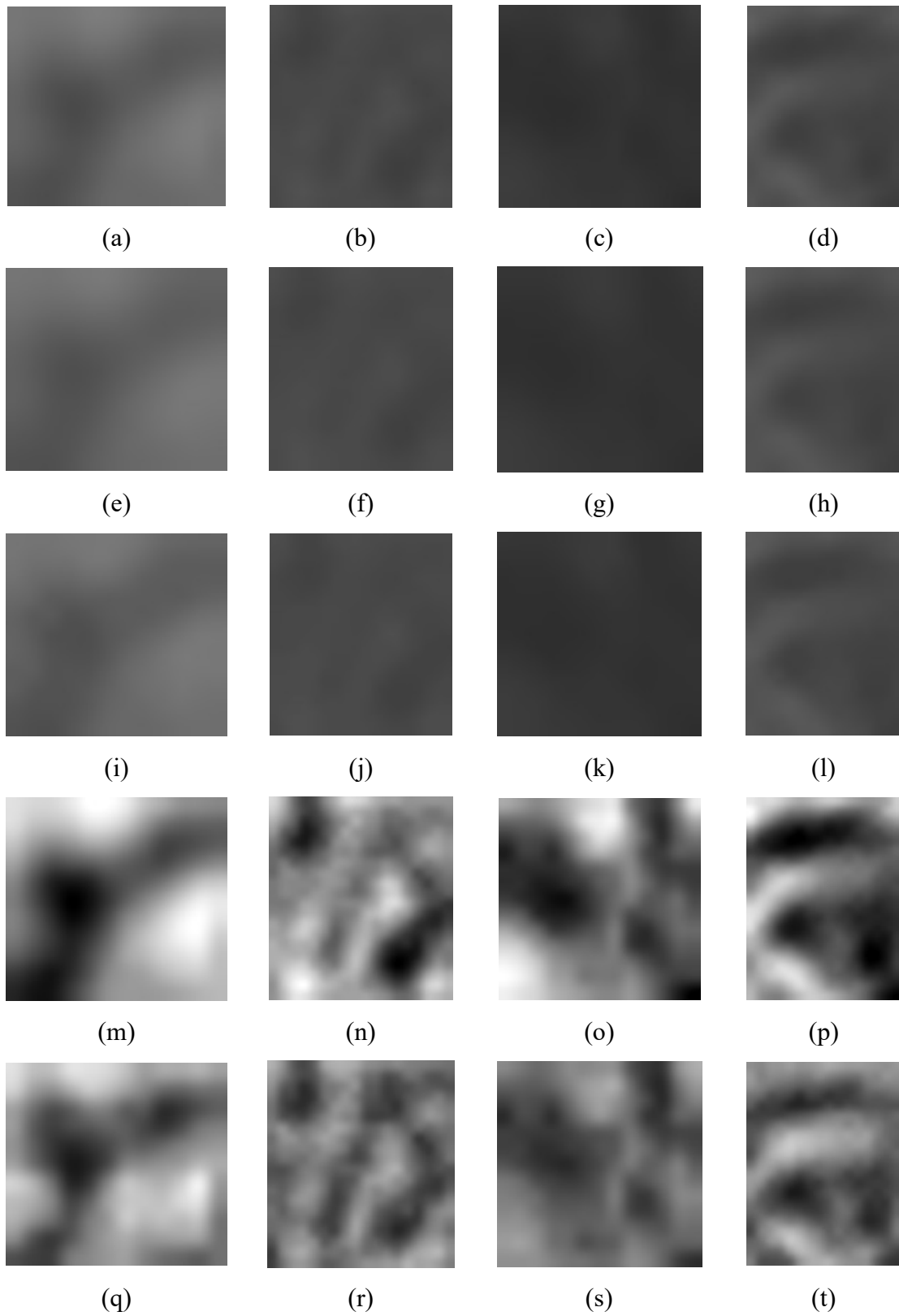
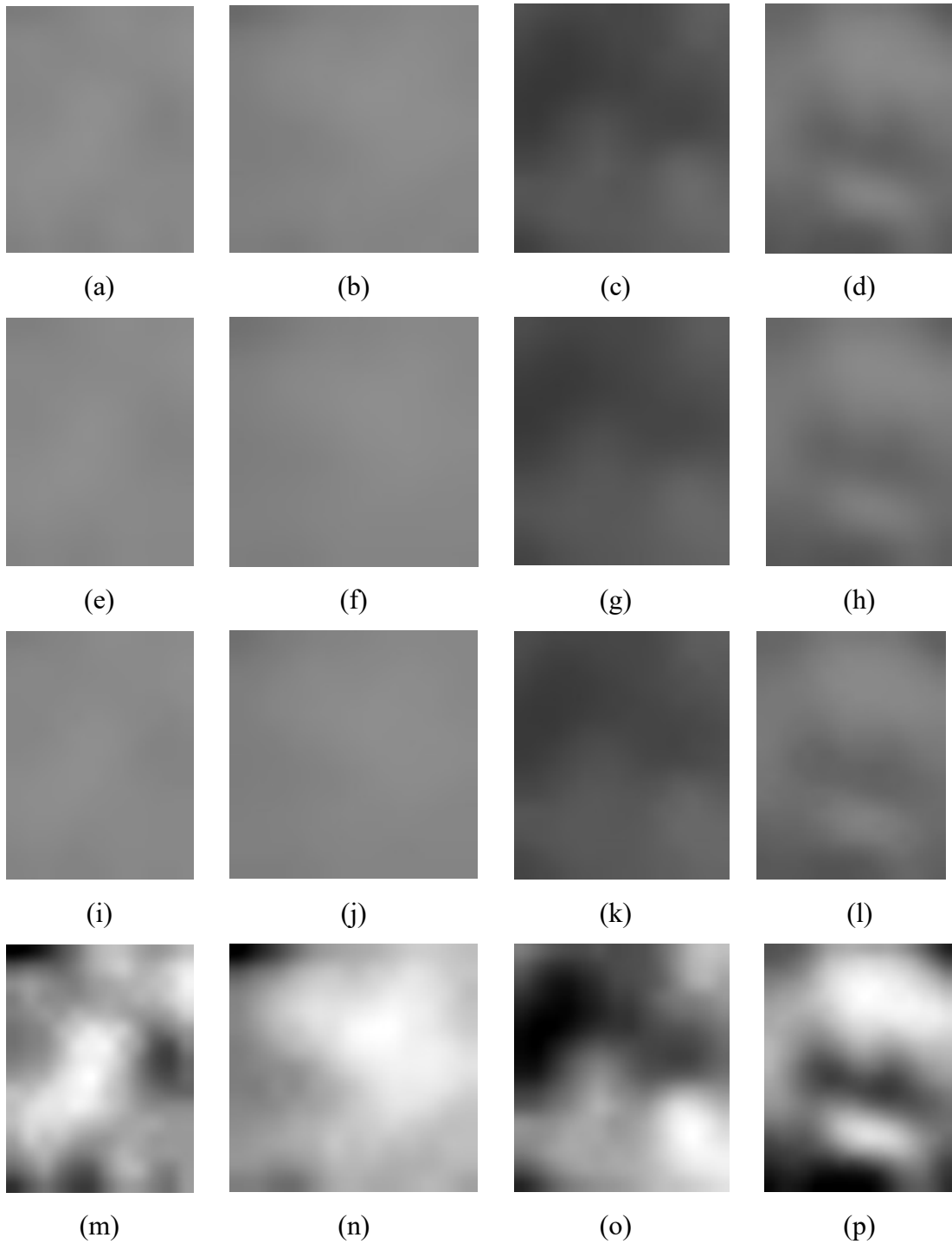
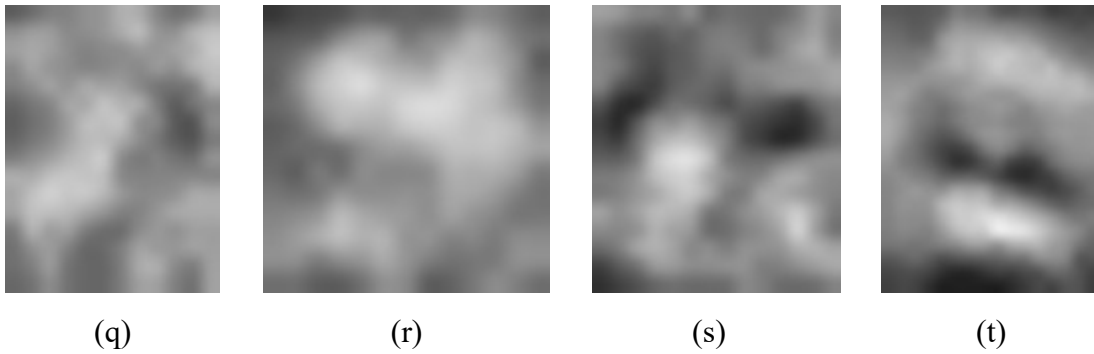


Figura 11: Galeria de exemplos de imagens de lesões. (a) - (d) imagens originais; (e) - (h) imagens (a) - (d) após filtro de média (3×3 pixels); (i) - (l) imagens (a) - (d) após filtro de mediana (3×3 pixels); (m) - (p) imagens (a) - (d) após normalização; (q) - (t) imagens (a) - (d) após equalização adaptativa (5×5).





Comparadas com as imagens originais, as correspondentes imagens processadas pelos filtros de média e de mediana exibem regiões mais homogêneas (Figuras 10e - 10h, 10i - 10l, 11e - 11h e 11i - 11l). A intensidade do *pixel* nas imagens processadas é determinada, respectivamente, pela média e mediana das intensidades em uma vizinhança de *pixels* na imagem original. Após a filtragem, *pixels* adjacentes exibem intensidades mais próximas umas das outras e, como efeito, transições mais suaves entre regiões com diferenças significativas entre níveis de cinza. No entanto, para o propósito de realçar aspectos visuais, tais como áreas com diferentes intensidades, tornar as imagens mais homogêneas pode dificultar a visualização de detalhes com potencial para permitir a diferenciação das regiões de interesse.

As imagens normalizadas (Figuras 10m - 10p e 11m - 11p), apesar de exibirem mais contraste, ainda contêm regiões homogêneas. Por outro lado, as imagens equalizadas (Figuras 10q - 10t e 11q - 11t), exibem menos homogeneidade, mas apresentaram pequenas regiões escuras e outras mais claras.

Após analisar os efeitos visuais de filtros e de técnicas de realce de contraste, descritores de textura foram calculados para as regiões saudável e lesionada.

3.2 Caracterização de textura

Os aspectos visuais observados no interior das regiões de interesse selecionadas foram quantificados empregando descritores de textura de primeira e de segunda ordem em imagens processadas por diferentes filtros e técnicas de realce de contraste. A seleção dos descritores foi baseada em características de distribuição e intensidade de níveis de cinza observados nas imagens processadas. Como exemplos, a heterogeneidade pode ser quantificada pela entropia, enquanto o brilho pode ser expresso pela média e transições suaves de intensidade pela homogeneidade. Os resultados são registrados nas Tabelas 1 e 2.

Tabela 1: Valores dos descritores de textura de primeira ordem para diferentes etapas de processamento ($n = 7$). Valores expressos como $\mu \pm \sigma$.

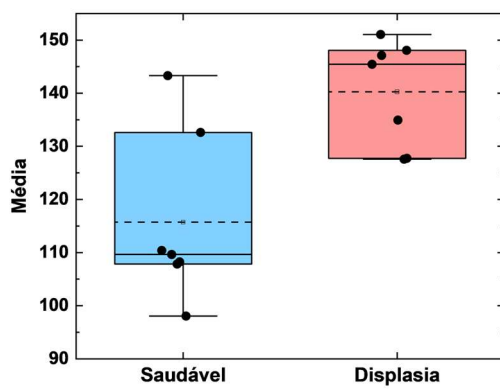
Processamento	Grupo	Média	Desvio padrão	Assimetria	Curtose	Entropia
Original	Saudável	73,6531 \pm 13,4702	7,2159 \pm 3,8255	0,5685 \pm 0,8873	4,0721 \pm 4,0835	4,4005 \pm 0,6312
	Displasia	123,8859 \pm 20,8252	10,2697 \pm 5,3575	-0,8300 \pm 0,8176	5,0722 \pm 4,8060	4,8202 \pm 0,6727
Filtro de média (3 \times 3)	Saudável	73,6542 \pm 13,4684	6,4271 \pm 3,5309	0,5438 \pm 0,8707	3,8759 \pm 3,8047	4,2172 \pm 0,6715
	Displasia	123,8870 \pm 20,8214	9,6010 \pm 5,2192	-0,7529 \pm 0,7775	4,5727 \pm 4,1902	4,7078 \pm 0,7162
Filtro de mediana (3 \times 3)	Saudável	73,6233 \pm 13,5127	6,6894 \pm 3,6843	0,5634 \pm 0,9000	3,8821 \pm 3,8046	4,1743 \pm 0,6092
	Displasia	123,9226 \pm 20,8379	9,8397 \pm 5,4343	-0,7550 \pm 0,7952	4,6401 \pm 4,2716	4,6464 \pm 0,6815
Normalização	Saudável	101,9734 \pm 28,5889	54,0919 \pm 10,3910	0,5672 \pm 0,8855	4,0655 \pm 4,0614	4,4005 \pm 0,6312
	Displasia	161,5093 \pm 26,0864	53,3822 \pm 13,7114	-0,8284 \pm 0,8161	5,0632 \pm 4,7888	4,8202 \pm 0,6727
Equalização adaptativa (5 \times 5)	Saudável	115,7343 \pm 14,8404	37,2288 \pm 8,7855	0,1540 \pm 0,1313	2,3134 \pm 0,1488	5,6990 \pm 0,5328
	Displasia	140,2693 \pm 9,2306	34,6705 \pm 5,9655	-0,1347 \pm 0,1736	2,5500 \pm 0,2743	6,1824 \pm 0,4404

Tabela 2: Valores dos descritores de textura de segunda ordem para diferentes etapas de processamento ($n = 7$). Valores expressos como $\mu \pm \sigma$.

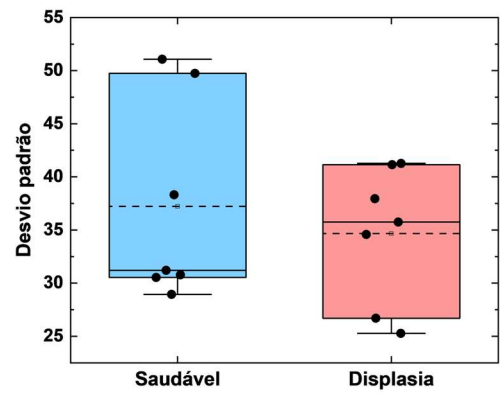
Processamento	Grupo	Contraste	Correlação	Homogeneidade	Energia
Original	Saudável	1,0774 \pm 0,3111	0,8094 \pm 0,0432	0,6999 \pm 0,0628	0,0851 \pm 0,0540
	Displasia	0,6512 \pm 0,1756	0,8623 \pm 0,0677	0,7695 \pm 0,0520	0,1205 \pm 0,0743
Filtro de média (3 \times 3)	Saudável	0,8596 \pm 0,2667	0,8562 \pm 0,0356	0,7235 \pm 0,0543	0,0924 \pm 0,0548
	Displasia	0,5827 \pm 0,1552	0,8931 \pm 0,0480	0,7780 \pm 0,0490	0,1142 \pm 0,0726
Filtro de mediana (3 \times 3)	Saudável	1,0288 \pm 0,3423	0,8410 \pm 0,0347	0,7328 \pm 0,0493	0,0921 \pm 0,0495
	Displasia	0,5929 \pm 0,1410	0,8871 \pm 0,0522	0,7908 \pm 0,0428	0,1193 \pm 0,0608
Normalização	Saudável	1,0756 \pm 0,3143	0,8088 \pm 0,0441	0,6999 \pm 0,0627	0,0851 \pm 0,0540
	Displasia	0,6494 \pm 0,1623	0,8630 \pm 0,0673	0,7649 \pm 0,0473	0,1113 \pm 0,0555
Equalização adaptativa (5 \times 5)	Saudável	2,0697 \pm 0,3809	0,6702 \pm 0,0438	0,5917 \pm 0,0272	0,0406 \pm 0,0037
	Displasia	1,5800 \pm 0,5019	0,7188 \pm 0,0759	0,6384 \pm 0,0412	0,0486 \pm 0,0098

Para facilitar a análise quantitativa dos valores apresentados nas Tabelas 1 e 2, diagramas de caixas foram utilizados (Figuras 12 e 13). Uma vez que a equalização adaptativa foi a técnica que melhor destacou regiões com intensidades diferentes (Figuras 10q - 10t e 11q - 11t), somente ela foi considerada na análise.

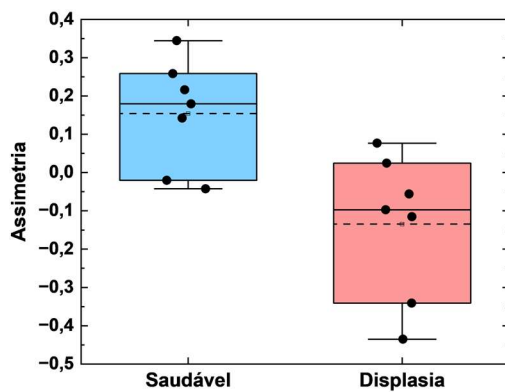
Figura 12: Diagramas de caixa para características de textura de primeira ordem. (a) média; (b) desvio padrão; (c) assimetria; (d) curtose; (e) entropia. Os pontos pretos representam as imagens analisadas. As linhas tracejada e contínua no interior das caixas representam a média e a mediana, respectivamente. As linhas horizontais superior e inferior que se estendem além da caixa representam os limites superior e inferior, respectivamente. As linhas que delimitam a parte inferior, a mediana e a parte superior da caixa representam o primeiro, segundo e terceiro quartis. Pontos pretos localizados fora dos limites superior e inferior são *outliers*.



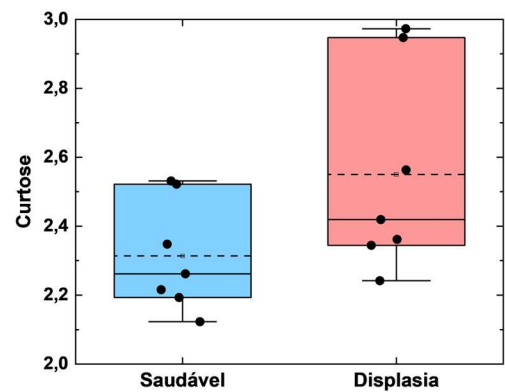
(a)



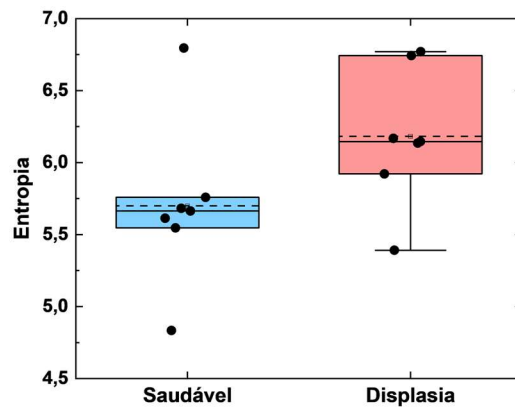
(b)



(c)

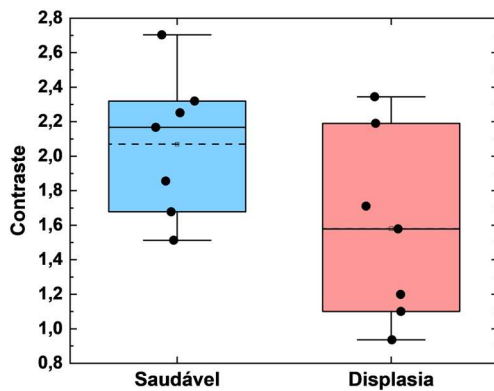


(d)

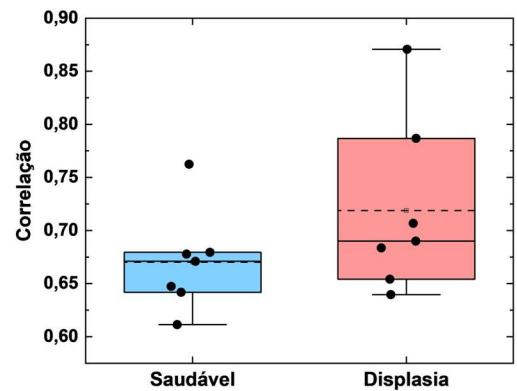


(e)

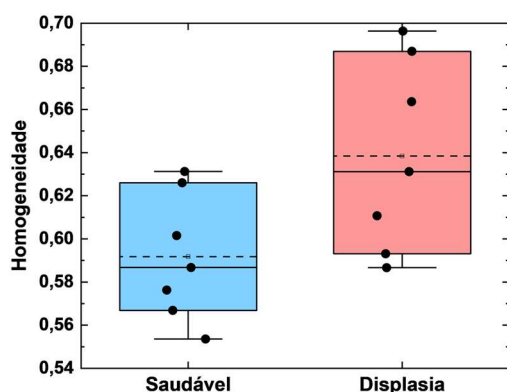
Figura 13: Diagramas de caixa para características de textura de segunda ordem. (a) contraste; (b) correlação; (c) homogeneidade; (d) energia. Os pontos pretos representam as imagens analisadas. As linhas tracejada e contínua no interior das caixas representam a média e a mediana, respectivamente. As linhas horizontais superior e inferior que se estendem além da caixa representam os limites superior e inferior, respectivamente. As linhas que delimitam a parte inferior, a mediana e a parte superior da caixa representam o primeiro, segundo e terceiro quartis. Pontos pretos localizados fora dos limites superior e inferior são *outliers*.



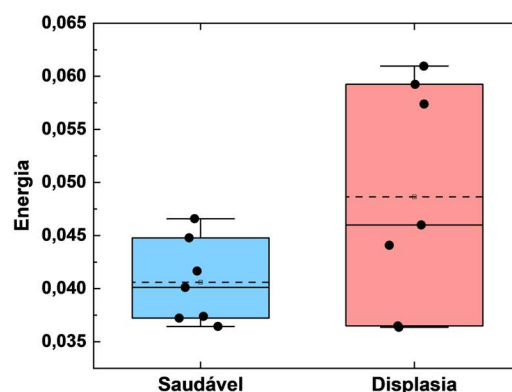
(a)



(b)



(d)



(e)

Ao relacionar os valores dos descritores com a aparência das imagens das regiões de interesse (Figuras 10 e 11), observa-se valores de média maiores para displasia (Figura 12a), *i.e.*, brilho mais intenso em imagens de regiões lesionadas (Figuras 11). A aparência mais clara decorre da característica hiperdensa de imagens tomografia computadorizada de estágios avançados de displasia, o qual apresenta formação fibrosa calcificada.

Como observado na Figura 12c, os valores de assimetria também são distintos para as regiões saudável e lesionada. Imagens de displasia exibem valor médio negativo, uma vez que o histograma de sua imagem tende a se alongar para a esquerda. Visualmente, essa característica exibe uma região maior predominantemente mais brilhante e outras menores com intensidades mais escuras (Figura 11), característico da radiopacidade da região. O contrário ocorre com a região saudável, *i.e.*, apresenta valor médio de assimetria positivo, com tendência de histograma alongado à direita e aparência de imagem predominantemente escura com algumas regiões mais brilhantes (Figura 10). Imagens de tomografia computadorizada exibem região óssea saudável mais hipodensa. No entanto, ao aplicar técnicas de realce de contraste nota-se que há alternância entre regiões maiores e escuras e outras menores e brilhantes, possivelmente em decorrência da característica porosa do osso.

Quanto ao contraste, observa-se um valor médio maior para região saudável (Figura 13a). Ao visualizar as imagens dessa região, é possível notar maior heterogeneidade ao comparar com imagens de displasia. A distribuição intercalada de áreas com intensidades distintas é mais acentuada em imagens de região saudável (Figura 10) e, portanto, apresenta mais contraste, uma vez que *pixels* adjacentes têm valores distantes um do outro. A distribuição esparsa de áreas com intensidades distintas em imagens de regiões saudáveis também pode representar o aspecto poroso do osso.

Como limitações do método proposto no atual estágio de desenvolvimento, citam-se: (i) um único *slice* foi analisado e, portanto, a heterogeneidade espacial da lesão pode não ter sido completamente caracterizada pelos descritores de textura. Como consequência, características microscópicas da lesão exibindo diferentes tamanhos e/ou variações de intensidades em diferentes profundidades não foram consideradas no presente estudo; (ii) a eficácia do método proposto depende da delimitação das regiões de interesse por um radiologista. Etapas futuras preveem o desenvolvimento de um método de análise totalmente automatizado com o propósito de melhorar a reprodutibilidade dos resultados.

4 CONCLUSÕES

O presente trabalho de conclusão de curso apresentou resultados preliminares de um estudo em desenvolvimento para a análise de características de textura em imagens de tomografia computadorizada de lesões provocadas por displasia no osso da mandíbula humana. Técnicas de realce de contraste convencional e adaptativa foram aplicadas em regiões de interesse para facilitar a interpretação das imagens e auxiliar na escolha de descritores. Análises de textura de primeira e de segunda ordem foram utilizadas e comparações revelaram diferenças numéricas para a maioria das características de textura das regiões saudável e com displasia, sugerindo que a técnica pode ser útil para a detecção de regiões afetadas por displasia. Dado que a inspeção visual de alterações radiográficas é geralmente difícil, o método proposto pode ser uma ferramenta promissora para auxiliar na rotina clínica de diagnósticos por imagem conduzidos por radiologistas. Embora os resultados sejam numericamente distintos, sua significância estatística ainda precisa ser investigada em etapas futuras por meio de testes estatísticos aplicados em uma quantidade maior de imagens.

REFERÊNCIAS

ABRAMOFF, M. D.; MAGALHAES, P. J.; RAM, S. J. Image processing with ImageJ. *Biophotonics International*, v. 11, n. 7, p. 36–42, 2004.

BRODY, A. et al. Difficulties in the diagnosis of periapical translucencies and in the classification of cemento-osseous dysplasia. *BMC Oral Health*, v. 19, 139, 2019. DOI: <https://doi.org/10.1186/s12903-019-0843-0>.

CAVALCANTI, P. H. P. et al. Cemento-osseous dysplasias: imaging features based on cone beam computed tomography scans. *Brazilian Dental Journal*, v. 29, n. 1, p. 99–104, jan./fev. 2018. DOI: <https://doi.org/10.1590/0103-6440201801621>.

DECOLIBUS, K. et al. Cemento-osseous dysplasia of the jaw: demographic and clinical analysis of 191 new cases. *Dentistry Journal*, v. 11, n. 5, 138, 2023. DOI: <https://doi.org/10.3390/dj11050138>.

EL-NAGGAR, A. K. et al. *WHO classification of head and neck tumours*. 4. ed. Lyon: IARC Press, 2017.

GONÇALVES, B. C. et al. Texture analysis of cone-beam computed tomography images assists the detection of furcal lesion. *Journal of Periodontology*, v. 91, p. 1159–1166, 2020.

GONZALEZ, R.; WOODS, R. *Digital image processing*. 3. ed. [S.l.]: Pearson Education, 2008.

GÜNAÇAR, D. N. et al. Retrospective radiological analysis of cemento-osseous dysplasia. *Dental and Medical Problems*, v. 60, n. 3, p. 393–400, 2023. DOI: <https://doi.org/10.17219/dmp/133405>.

HARALICK, R. M.; SHANMUGAM, K.; DINSTEN, I. Textural features for image classification. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, v. 3, p. 610–621, 1973.

JOSEPH, J. et al. An objective method to identify optimum clip-limit and histogram specification of contrast limited adaptive histogram equalization for MR images. *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, v. 37, n. 3, p. 489–497, 2017.

NAM, I. et al. Cemento-osseous dysplasia: clinical presentation and symptoms. *Journal of the Korean Association of Oral and Maxillofacial Surgeons*, v. 48, n. 2, p. 79–84, 30 abr. 2022. DOI: <https://doi.org/10.5125/jkaoms.2022.48.2.79>.

OLIVEIRA, V. G. B. et al. Utilizing texture analysis technique in diagnostic imaging at Dentistry: innovations and applications. *Brazilian Dental Science*, v. 27, n. 4, e4342, 2024. DOI: <https://doi.org/10.4322/bds.2024.e4342>.

OLGAC, V. et al. A clinicopathologic analysis of 135 cases of cemento-osseous dysplasia: to operate or not to operate? *Journal of Stomatology, Oral and Maxillofacial Surgery*, v. 122, n. 3, p. 278–282, jun. 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jormas.2020.06.002>.

PARK, S. et al. Differential diagnosis of cemento-osseous dysplasia and periapical cyst using texture analysis of CBCT. *BMC Oral Health*, v. 24, 442, 2024. DOI: <https://doi.org/10.1186/s12903-024-04208-7>.

SZCZYPINSKI, P. et al. MaZda – a software package for image texture analysis. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, v. 94, n. 1, p. 66–76, 2009.

TAWIK, N. et al. Enhancing early detection of lung cancer through advanced image processing techniques and deep learning architectures for CT scans. [S.l.]: [s.n.], [s.d.].

TITINCHI, F. et al. Cemento-osseous dysplasia: a multi-centre analysis of surgical management. *Oral and Maxillofacial Surgery*, v. 29, n. 1, p. 96, 7 maio 2025. DOI: <https://doi.org/10.1007/s10006-025-01394-8>.

VOIGT, H. The 'digital eye' at the threshold of cancer diagnosis. *Expert Review of Anticancer Therapy*, v. 2, p. 479–480, 2002.

ZUIDERVELD, K. J. Contrast limited adaptive histogram equalization. *Graphics Gems*, v. 4, n. 1, p. 474–485, 1994.