

RESSALVA

Atendendo solicitação do autor, o texto completo desta tese será disponibilizado somente a partir de 02/03/2021.

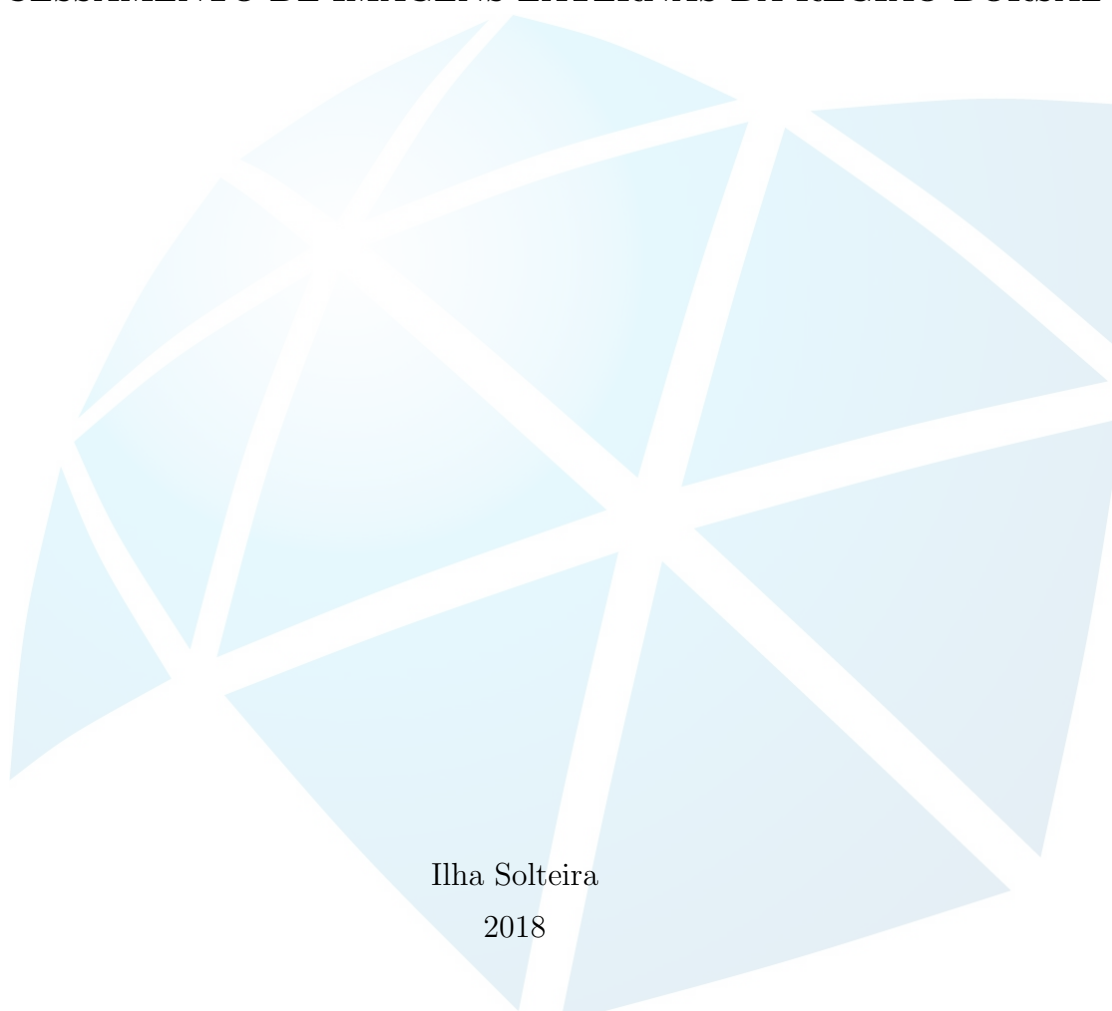
UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA “JÚLIO DE MESQUITA FILHO”

FACULDADE DE ENGENHARIA

CAMPUS DE ILHA SOLTEIRA

JEAN VITOR DE PAULO

**SEGMENTAÇÃO DA COLUNA VERTEBRAL HUMANA POR MEIO DO
PROCESSAMENTO DE IMAGENS EXTERNAS DA REGIÃO DORSAL**



Ilha Solteira
2018

JEAN VITOR DE PAULO

**SEGMENTAÇÃO DA COLUNA VERTEBRAL HUMANA POR MEIO DO
PROCESSAMENTO DE IMAGENS EXTERNAS DA REGIÃO DORSAL**

Tese apresentada à Faculdade de Engenharia –
UNESP – Campus de Ilha Solteira como parte
dos requisitos exigidos para obtenção do título
de Doutor em Engenharia Elétrica.

Área de Conhecimento: Automação.

Prof. Dr. Alexandre César Rodrigues da Silva
Orientador

Ilha Solteira

2018

FICHA CATALOGRÁFICA

Desenvolvido pelo Serviço Técnico de Biblioteca e Documentação

P331s Paulo, Jean Vitor de.
Segmentação da coluna vertebral humana por meio do processamento de
imagens externas da região dorsal / Jean Vitor de Paulo. -- Ilha Solteira: [s.n.],
2018
89 f. : il.

Tese (doutorado) - Universidade Estadual Paulista. Faculdade de Engenharia.
Área de conhecimento: Automação, 2018

Orientador: Alexandre César Rodrigues Da Silva
Inclui bibliografia

1. Processamento de imagens. 2. Imagem médica. 3. Processamento de
sinais. 4. Engenharia biomédica. 5. Visão computacional. 6. Ciência da
Computação.

CERTIFICADO DE APROVAÇÃO

TÍTULO DA TESE: Segmentação da coluna vertebral humana por meio do processamento de imagens externas da região dorsal

AUTOR: JEAN VÍTOR DE PAULO

ORIENTADOR: ALEXANDRE CESAR RODRIGUES DA SILVA

Aprovado como parte das exigências para obtenção do Título de Doutor em ENGENHARIA ELÉTRICA, área: AUTOMAÇÃO pela Comissão Examinadora:



Prof. Dr. ALEXANDRE CESAR RODRIGUES DA SILVA
Departamento de Engenharia Elétrica / Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira



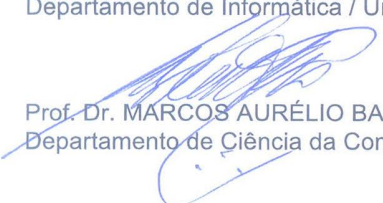
Prof. Dr. APARECIDO AUGUSTO DE CARVALHO
Departamento de Engenharia Elétrica / Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira



Profa. Dra. BERENICE CAMARGO DAMASCENO
Departamento de Matemática / Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira



Prof. Dr. LUCAS FERRARI DE OLIVEIRA
Departamento de Informática / Universidade Federal do Paraná



Prof. Dr. MARCOS AURÉLIO BATISTA
Departamento de Ciência da Computação / Universidade Federal de Goiás - UFG

Ilha Solteira, 02 de março de 2018

A minha família
Dedico

AGRADECIMENTOS

Ao meu orientador Professor Dr. Alexandre César Rodrigues da Silva, pela disponibilidade, auxílio, aconselhamento e por sempre acreditar neste trabalho.

A toda minha família pela empatia e por compartilhar de minhas decisões. Em especial a minha grande inspiração, maior amigo e companheiro, meu pai Roberto de Paulo. A minha madrastra Genilda, meus irmãos Jacqueline e Igor e minha mãe Rita.

Aos meus avós Maria José de Paulo e Nelito Paulo Vitor (*in memoriam*) pela minha criação, inestimáveis ensinamentos e apoio que recebi e continuo a receber.

Ao incalculável auxílio realizado pelo grande amor da minha vida e companheira incondicional, minha esposa Larissa Cruvinel Oliveira.

A amiga Caroline Meireles Fanfoni pelo auxílio em todas as etapas deste trabalho.

A todos os voluntários que se disponibilizaram e forneceram seus dados para esta pesquisa.

A toda equipe da Unidade Básica de Saúde IV de Ilha Solteira - São Paulo por também acreditar neste trabalho e fornecer pessoal, ambiente e equipamentos adequados.

Aos amigos do Laboratório de Processamento de Sinais e Sistemas Digitais: Alexandre Amaral, Willian, Jeferson, Evandro, Douglas e Melisa.

Aos amigos Caroline Barbieri, Uiliam e Ronaldo.

A CAPES e CNPq pelo auxílio financeiro.

A todos que contribuíram indiretamente para a realização deste trabalho.

“Conhecer-se é o começo de toda a sabedoria”

—**Aristóteles**

RESUMO

Neste trabalho avaliou-se a segmentação da coluna vertebral humana utilizando imagens externas da região dorsal. A avaliação foi realizada utilizando imagens de 70 pessoas (58 mulheres e 12 homens). Essas imagens foram agrupadas por meio da associação entre a quantidade de informação existente, dado pelo valor de entropia da imagem e uma avaliação qualitativa de visibilidade da musculatura paravertebral, realizada por três avaliadores. A segmentação foi feita utilizando um algoritmo, chamado DISLo (*Dorsal Image Spine Locator*), que processa imagens da região dorsal baseando-se na informação visível. Após o processamento, o algoritmo DISLo produz uma imagem binária contendo uma linha de pixels de intensidade 255 que representam a coluna vertebral identificada. Aplicando o algoritmo em todas as imagens, obteve-se uma segmentação de mais de 75% da coluna vertebral na maioria dos casos (40 imagens), e na minoria (4 imagens), menos de 25%. Posteriormente, para avaliar a qualidade da segmentação, utilizou-se o RMSD (*Root Mean Square Deviation*) calculado entre os pixels da segmentação automática do DISLo e outra realizada de modo manual, obtida da média de 9 avaliações realizadas por três avaliadores. Pôde-se verificar que as segmentações possuem uma exatidão maior em imagens com mais entropia, bem como possuem uma diferença no RMSD de ± 2 pixels quando comparadas a imagens radiográficas. Portanto, a utilização de imagens externas da região dorsal para identificação da coluna vertebral é viável e apresenta uma maneira confiável para avaliação da mesma.

Palavras-chave: Coluna vertebral. Processamento de imagens. Entropia. RMSD.

ABSTRACT

In this work, the segmentation of the human vertebral column was evaluated using external images of the dorsal region. The evaluation was performed using 70 individual images (58 women and 12 men). These images were grouped using the association between the amount of existing information, given by the entropy value of the image, and a qualitative assessment of the paravertebral musculature visibility, performed by three evaluators. The segmentation was performed using an algorithm called DISLo (Dorsal Image Spine Locator) which processes images from the dorsal region, based on the visible information. After the processing, the DISLo algorithm produces a binary image containing a line with pixels having a 255 intensity value that represents the identified backbone. Applying the algorithm to all images resulted in a segmentation of more than 75% of the spine in most cases (40 images), and in the minority (4 images), less than 25%. Subsequently, to evaluate the quality of the segmentation, the RMSD (Root Mean Square Deviation) was calculated between the pixels of DISLo's automatic segmentation and a manual one, obtained from the average of 9 evaluations performed by three evaluators. It could be verified that the segmentations have a greater accuracy in images with more entropy as well as having a difference in the RMSD of ± 2 pixels when compared to radiographic images. Therefore, the use of external images of the dorsal region for identification of the spine is viable, and a reliable method for its evaluation.

Keywords: Spine. Image processing. Entropy. RMSD.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Tipos de vizinhas de pixels.	20
Figura 2 – Operações lógicas entre pixels.	22
Figura 3 – Imagens e seus respectivos histogramas.	23
Figura 4 – Etapas de um sistema de visão artificial.	24
Figura 5 – (A) Imagem original (B) Imagem de magnitude do vetor de gradientes G_{mag} .	27
Figura 6 – Histograma em um processo de limiarização (a) simples e (b) multinível.	28
Figura 7 – Exemplo de limiarização normal e multinível.	29
Figura 8 – (A) Imagem com entropia de 2,88 e (B) Imagem com entropia de 0,59.	30
Figura 9 – Estrutura de funcionamento da biblioteca OpenCV.	31
Figura 10 – Código para exibir uma imagem em C++ com OpenCV.	32
Figura 11 – Janela produzida pelo algoritmo.	33
Figura 12 – Sistema ósseo visto no plano posterior.	34
Figura 13 – Composição de uma vértebra cervical.	35
Figura 14 – Composição de uma vértebra torácica.	35
Figura 15 – Composição de uma vertebra lombar.	36
Figura 16 – Músculos do grupo superficial.	37
Figura 17 – Camada média dos músculos dorsais.	38
Figura 18 – Músculos eretores da espinha do grupo profundo.	40
Figura 19 – Músculos transverso-espinhais e segmentares do grupo profundo.	42
Figura 20 – Extensão da coluna vertebral e suas curvaturas.	43
Figura 21 – Medula espinhal e suas adjacências.	44
Figura 22 – Anatomia de superfície do dorso.	45

Figura 23 – Região dorsal externa com destaque à coluna vertebral.	45
Figura 24 – Saída visual dos algoritmos EBM e LPREM.	47
Figura 25 – Esquema de medição utilizando triangularização a laser.	48
Figura 26 – Imagens intermediárias da segmentação utilizando laser.	49
Figura 27 – Segmentação completa utilizando o <i>framework</i> .	50
Figura 28 – Avaliação topográfica da região dorsal.	50
Figura 29 – Avaliação de um paciente com o dispositivo Spinal Mouse®.	51
Figura 30 – Etapas de execução do algoritmo DISLo.	53
Figura 31 – A) Imagem inicial, B) entrada ideal para o algoritmo.	54
Figura 32 – Recorte da região dorsal em tom de cinza com histograma equalizado.	54
Figura 33 – Algoritmo responsável pelo cálculo da ocorrência de cada nível de cinza.	55
Figura 34 – Algoritmo para cálculo de entropia.	56
Figura 35 – Imagem filtrada bilateralmente.	57
Figura 36 – Imagem após a aplicação do filtro Prewitt estendido.	58
Figura 37 – Composição parcial.	59
Figura 38 – Exemplo de seleção de contornos.	59
Figura 39 – Algoritmo para cálculo dos pontos extremos à esquerda e direita.	60
Figura 40 – A) Regiões em excesso selecionadas B) Regiões removidas.	62
Figura 41 – Ligamento de regiões.	63
Figura 42 – Imagem com falhas de preenchimento.	63
Figura 43 – Algoritmo para preenchimento de região.	64
Figura 44 – Imagem com regiões preenchidas.	65
Figura 45 – Imagens do fim do processo de afinamento.	65
Figura 46 – Imagem ao fim do processo de afinamento.	66
Figura 47 – Imagens de entrada e seus respectivas RVEs obtidas pelo algoritmo DISLo.	67

Figura 48 – Exemplo de uma imagem adquirida pelo método apresentado.	69
Figura 49 – Imagem contendo exemplos de classificação.	71
Figura 50 – Valores qualitativos do avaliador A_1 .	71
Figura 51 – Valores qualitativos do avaliador A_2 .	72
Figura 52 – Valores qualitativos do avaliador A_3 .	72
Figura 53 – Grupos de avaliação após a média das avaliações de A_1 , A_2 e A_3 .	73
Figura 54 – Associação entre entropia e avaliação qualitativa.	74
Figura 55 – Proporção total em relação ao tamanho da imagem.	76
Figura 56 – Exemplos de imagens segmentadas manualmente.	77
Figura 57 – (A) Imagem intermediária contendo o somatório de todas as segmentações (B) Imagem $\overline{M}$ (C) Sobreposição de $\overline{M}$ e imagem original.	78
Figura 58 – Algoritmo para extração da segmentação automática e manual.	79
Figura 59 – Correlação entre a porcentagem identificada e o RMSD de cada imagem.	80
Figura 60 – (a) Radiografia com marcações em vermelho próximo ao centro de cada corpo vertebral, (b) RVE equivalente.	81
Figura 61 – Associação entre os valores RMSD das radiografias avaliadas e da entropia de suas respectivas imagens dorsais.	82

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Dados dos grupos quando associadas à $H(x)$.	74
Tabela 2 – Valores de entropia e seus respectivos grupos qualitativos.	75
Tabela 3 – Proporção da identificação de acordo com os grupos.	76
Tabela 4 – Grupos entrópicos e suas características.	79
Tabela 5 – Valores de RMSD obtidos utilizando a RVE equivalente da imagem radiográfica.	82
Tabela 6 – Grupos entrópicos das imagens dorsais das radiografias e seus respectivos RMSD médios.	83

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

CV	Coeficiente de Variação
DISLo	Dorsal Image Spine Locator
EBM	Entropy Based Masking
HDR	High Dynamic Range
LPREM	Low-Pixel Resolution Entropy-Based Masking
MI	Momentos Invariantes
ML	<i>Machine Learning</i>
PC	Ponto de corte
REQM	Raiz do Erro Quadrático Médio
RMSD	<i>Root Mean Square Deviation</i>
RMSE	<i>Root Mean Square Error</i>
RVE	Representação Visual Externa

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	17
2	PROCESSAMENTO DE IMAGENS	19
2.1	DISCRETIZAÇÃO ESPACIAL E DE AMPLITUDE	19
2.2	RELAÇÕES ENTRE PIXELS	20
2.2.1	Vizinhança	20
2.3	CONECTIVIDADE	20
2.4	MANIPULAÇÃO ARITMÉTICA E LÓGICA	21
2.5	ADJACÊNCIA	22
2.6	HISTOGRAMA	22
2.7	SISTEMAS DE VISÃO ARTIFICIAL	23
2.8	EXTRAÇÃO DE INFORMAÇÕES	25
2.9	DETECÇÃO DE BORDAS	25
2.9.1	Detecção baseada em máscaras e filtragem espacial	26
2.9.2	Limiarização	27
2.10	TEORIA DA INFORMAÇÃO E IMAGENS	29
2.10.1	Entropia de Shannon	29
2.10.2	Aplicação da entropia no processamento de imagens	30
2.11	OPENCV	30
2.11.1	Funcionalidades	31

3	REGIÃO DORSAL HUMANA	34
3.1	SISTEMA ÓSSEO	34
3.2	MUSCULATURA	36
3.2.1	Grupo superficial	36
3.2.1.1	<i>Trapézio</i>	37
3.2.1.2	<i>Latíssimo do dorso</i>	37
3.2.1.3	<i>Levantador da escápula</i>	38
3.2.1.4	<i>Romboides menor e maior</i>	38
3.2.2	Grupo médio	38
3.2.2.1	<i>Serrátil posterior superior e inferior</i>	39
3.2.3	Grupo profundo	39
3.2.3.1	<i>Aponeurose toracolombar</i>	39
3.2.3.2	<i>Músculos eretores da espinha</i>	39
3.2.3.3	<i>Músculos espinotransversais</i>	40
3.2.3.4	<i>Músculos transverso-espinais</i>	41
3.2.3.5	<i>Músculos segmentares</i>	41
3.2.3.6	<i>Músculos suboccipitais</i>	41
3.3	FUNCIONALIDADES	42
3.3.1	Sustentação	42
3.3.2	Movimentação	43
3.3.3	Proteção	44
3.4	ANATOMIA DE SUPERFÍCIE DA REGIÃO DORSAL	44
4	REVISÃO DA LITERATURA	47

5	DISLo (DORSAL IMAGE SPINE LOCATOR)	53
5.1	ETAPAS DO ALGORITMO DISLo	53
5.1.1	Entrada	53
5.1.2	Pré-processamento	54
5.1.2.1	<i>Cálculo da entropia</i>	55
5.1.3	Filtragem e separação	56
5.1.3.1	<i>Filtro bilateral</i>	56
5.1.3.2	<i>Detecção de bordas</i>	57
5.1.3.3	<i>Limiarização</i>	58
5.1.3.4	<i>Seleção de contornos</i>	59
5.1.4	Parametrização	60
5.1.4.1	<i>Pontos extremos</i>	60
5.1.4.2	<i>Parâmetros adicionais</i>	61
5.1.5	Aprimoramento	61
5.1.5.1	<i>Remoção de excessos</i>	61
5.1.5.2	<i>Ligamento de regiões de acordo com o centro de massa</i>	62
5.1.5.3	<i>Preenchimento de região</i>	63
5.1.5.4	<i>Afinamento</i>	65
5.1.5.5	<i>Remoção de ruídos</i>	66
6	AVALIAÇÃO DAS IMAGENS	68
6.1	IMAGENS UTILIZADAS	68
6.1.1	Metodologia de aquisição	68
6.2	METODOLOGIA DE AVALIAÇÃO	69

6.3	AVALIAÇÃO QUALITATIVA	70
6.4	ASSOCIAÇÃO ENTRE AVALIAÇÃO QUALITATIVA E ENTROPIA	73
6.5	AVALIAÇÃO DA RVE	75
6.6	SEGMENTAÇÃO MANUAL E COMPARAÇÃO COM AS RVE'S	77
6.6.1	Extração e imagem média	77
6.7	COMPARAÇÃO DOS MÉTODOS MANUAL E AUTOMÁTICO	78
6.8	COMPARAÇÃO DAS RVE'S COM IMAGENS RADIOGRÁFICAS	80
6.8.1	Comparação com imagens radiográficas	80
6.8.2	Comparação com as respectivas RVE's	81
7	CONCLUSÕES	84
7.1	TRABALHOS FUTUROS	85
	REFERÊNCIAS	86

1 INTRODUÇÃO

As imagens digitais possuem características que as habilitam ser matematicamente representadas a partir de uma matriz numérica com a disposição de seus pixels. Com isso, é possível que propriedades de sua estrutura sejam identificadas por meio de algoritmos e operações matemáticas. Dessa forma, o processamento de imagens fornece métodos para sintetizar dados de uma determinada região de uma cena, visando extrair informações para um processo ao qual se destinam.

A estrutura musculoesquelética humana possui características organizacionais que permitem que certas estruturas internas sejam visualizadas externamente. A região dorsal, especificamente, possui uma disposição osteomuscular em que determinados músculos se encontram adjacentes à coluna vertebral. Devido a essa organização, alterações no relevo da região ocorrem, criando externamente um contorno em que a coluna vertebral pode ser visualmente identificada (LUMLEY, 2008).

O estudo do alinhamento da coluna vertebral constantemente cria maneiras de avaliação e métodos para monitorar e controlar deformações, devido a possibilidade de diminuir uma provável exposição do paciente a exames contendo radiação ionizante (SMITH et al., 2017). Essa categoria de exames, que é amplamente utilizada na avaliação dessa região, está diretamente correlacionada ao desenvolvimento de câncer, além de se mostrar prejudicial a longo prazo (RONCKERS et al., 2008), o que dificulta a avaliação progressiva e constante do paciente (GARGANI; PICANO, 2015). Visto que, um diagnóstico rápido e o acompanhamento contínuo se mostra necessário para diversos tipos de deformidades da coluna vertebral (ASHER; BURTON, 2006).

Em consequência, recomenda-se que os profissionais de saúde evitem sempre que possível, expor pacientes a exames que contenham radiação ionizante. Essa abordagem pode ser alcançada com a utilização de exames não-invasivos que possuam precisão semelhante (PICANO et al., 2014).

Os métodos não-invasivos comumente necessitam de um conjunto específico de

câmeras, equipamento especializado e uma metodologia rigorosa de avaliação. Também é ainda comum que os equipamentos sejam constantemente recalibrados, readaptados e tenham determinados parâmetros exclusivos para cada pessoa avaliada (SELBY et al., 2011; O'CALLAGHAN et al., 2014).

Com as alterações de tonalidade que a musculatura paravertebral provoca na pele, uma foto da região obtida com uma câmera digital convencional pode fornecer dados importantes quando processadas adequadamente. Com isso, este trabalho teve como objetivo avaliar a segmentação da coluna vertebral utilizando unicamente uma imagem da região dorsal. A segmentação foi realizada automaticamente com um algoritmo desenvolvido para este fim, chamado DISLo. Foram avaliadas segmentações de 70 imagens, separadas em grupos de acordo com seu valor de entropia. A qualidade da segmentação foi avaliada de acordo com sua proporção e exatidão quando comparada com uma segmentação realizada manualmente e com imagens radiográficas, fornecidas por 9 voluntários.

Este trabalho contribui com a realização de exames sem a necessidade de um equipamento específico e complexo, apresentando que imagens dorsais externas podem fornecer informações relevantes ao profissional de saúde, auxiliando em sua tomada de decisão. O que tende a diminuir o custo e tornar a obtenção de diagnósticos mais rápida.

O estudo é exposto em 7 capítulos. No capítulo 2 são apresentados conceitos essenciais para o entendimento de processamento de imagens. No terceiro capítulo, é abordada a anatomia humana com ênfase na região dorsal. No capítulo 4, uma revisão bibliográfica de estudos relacionados é realizada. No capítulo 5, são apresentados os procedimentos utilizados na programação, bem como um passo a passo da execução do algoritmo DISLo. No capítulo 6, são expostos os resultados obtidos na avaliação das imagens dos voluntários. As considerações finais e trabalhos futuros podem ser vistos no capítulo 7.

7 CONCLUSÕES

Neste estudo avaliou-se a segmentação da coluna vertebral humana. A avaliação foi realizada por meio da extração da informação visual de imagens externas no plano frontal posterior de 70 voluntários.

As imagens foram separadas em grupos de acordo com a correlação entre a quantidade de informação, dada pela entropia da imagem, e seu valor subjetivo, definido pela avaliação média de julgamentos qualitativos realizados por 3 avaliadores. Verificou-se que o valor de entropia das imagens da região dorsal está associado à avaliação qualitativa relacionada à visibilidade da musculatura paravertebral, sendo maior em imagens com mais visibilidade e menor em imagens com menos visibilidade.

Para a segmentação da coluna vertebral, desenvolveu-se um algoritmo chamado DISLo que realiza o processamento de imagens da região dorsal. Após as etapas de processamento, o DISLo gera como saída uma imagem binarizada que contém uma linha de pixels de intensidade 255 representando a coluna vertebral presente na imagem.

A segmentação realizada de maneira automática pelo DISLo identificou uma proporção maior que 75% da coluna vertebral na maioria dos casos, em todos os grupos e mesmo em imagens contendo um baixo valor de entropia, ou seja, baixa visibilidade da musculatura.

A segmentação automática foi avaliada por meio do cálculo do RMSD entre a imagem de saída do algoritmo DISLo e outra segmentação realizada manualmente. A imagem de segmentação manual é a média de 9 segmentações realizadas por 3 avaliadores. Verificou-se que imagens com maior entropia geram saídas com RMSD menor, logo possuindo uma similaridade maior em relação à segmentação manual, obtendo um $\overline{RMSD}$ de $7,7 \pm 2,65$ pixels.

A avaliação realizada neste estudo mostra que a identificação da coluna vertebral utilizando unicamente imagens externas da região dorsal pode ser realizada, obtendo-se um resultado próximo do realizado manualmente.

Este resultado foi comparado a 9 radiografias que produziram um RMSD médio $\overline{RMSD}_{rx}$ com aproximadamente ± 2 pixels de diferença para todos os grupos entrópicos, em relação à $\overline{RMSD}$ da RVE manual.

Portanto, o uso de imagens dorsais externas é viável na obtenção de informações para a realização de exames da coluna vertebral. Proporcionando uma diminuição do custo e tempo na realização de avaliações de pacientes devido à utilização de somente uma câmera digital convencional para aquisição das imagens.

7.1 TRABALHOS FUTUROS

Devido a variação de qualidade das imagens da região dorsal provenientes do tônus muscular, a segmentação pode ser melhorada se utilizada implementações adaptativas em funções como as de filtragem ou obtenção de bordas. A adaptação de parâmetros como tamanho do kernel tende a produzir resultados diferentes que podem ser adicionados aos já existentes. fornecendo informações adicionais às etapas posteriores.

Tecnologias adicionais como Aprendizado de Máquina (*Machine Learning - ML*) têm se proposto a melhorar a análise e identificação de estruturas a nível de pixels. Isso é proveniente de seu enfoque em alto nível, que possibilita identificar diretamente características e descritores das imagens. Habilitando assim, atribuição de rótulos, identificação de regiões e reconhecimento de padrões (ALPAYDIN, 2016). A área de diagnósticos e processamento tem passado por uma mudança de paradigma devido ao Aprendizado de Máquina produzir resultados mais confiáveis do que as análises convencionais (RECHT; BRYAN, 2017; OBERMEYER; EMANUEL, 2016).

Espera-se que utilizando Aprendizado de Máquina, seja possível encontrar características ausentes nas imagens. Diversas áreas como: pescoço, pélvis, ombros e braços contém informações relevantes para estimar o posicionamento da coluna vertebral.

Para a avaliação de voluntários, pode-se considerar parâmetros de distância em centímetros. Essa abordagem pode ser alcançada por meio da utilização de um ponto de referência em todas as imagens obtidas, implementando no DISLo um método para obtenção e cálculo dessa referência. Com isso as avaliações podem ser realizadas também considerando a distância real entre determinados pontos.

REFERÊNCIAS

- ALPAYDIN, E. **Machine learning: the new AI**. Boston: MIT Press, 2016. 224 p.
- ASHER, M. A.; BURTON, D. C. Adolescent idiopathic scoliosis: natural history and long term treatment effects. **Scoliosis**, Londres, v. 1, n. 1, p. 2, 2006.
- BERGERON, C.; LABELLE, H.; RONSKY, J.; ZERNICKE, R. Robust prediction of three-dimensional spinal curve from back surface for non-invasive follow-up of scoliosis. In: **MEDICAL IMAGING 2005: VISUALIZATION, IMAGE-GUIDED PROCEDURES, AND DISPLAY**, 1., 2005, San Diego. **Anais...** San Diego: International Society for Optics and Photonics. 2005. p. 772–781.
- BRADSKI, G.; KAEHLER, A. **Learning OpenCV: computer vision with the OpenCV library**. Estados Unidos: O'Reilly Media, 2008. 575 p.
- CHAN, T. F.; VESE, L. A. Active contours without edges. **IEEE Transactions on Image Processing**, Estados Unidos, v. 10, n. 2, p. 266–277, 2001.
- CONSMÜLLER, T.; ROHLMANN, A.; WEINLAND, D.; DRUSCHEL, C.; DUDA, G. N.; TAYLOR, W. R. Comparative evaluation of a novel measurement tool to assess lumbar spine posture and range of motion. **European Spine Journal**, Alemanha, v. 21, n. 11, p. 2170–2180, 2012.
- DRAKE, L. R.; VOGL, A. W.; MITCHELL, W. M. **Gray's anatomy for students**. 3. ed. Canada: Elsevier, 2015. 1161 p.
- DUDA, R. O.; HART, P. E. **Pattern recognition and scene analysis**. Nova York: Wiley, 1973. 482 p.
- ELARABY, A.; EL-OWNY, H. B. M. A.; HESHMAT, M.; RADY, A. A. New algorithm for edge detection in medical images based on minimum cross entropy thresholding. **International Journal of Computer Science Issues - IJCSI**, Doolar Lane, v. 11, n. 2, p. 196, 2014.
- GARGANI, L.; PICANO, E. The risk of cumulative radiation exposure in chest imaging and the advantage of bedside ultrasound. **Critical ultrasound journal**, Milão, v. 7, n. 1, p. 4, 2015.
- GONZALES, R. C.; WOODS, R. E. **Processamento digital de imagens**. 3. ed. São Paulo: Prentice Hall, 2011. 624 p.
- KIM, D.; CHOI, J.; NAM, J. Entropy-assisted image segmentation for nano-and micro-sized networks. **Journal of microscopy**, Estados Unidos, v. 262, n. 3, p. 274–294, 2016.

KOREZ, R.; IBRAGIMOV, B.; LIKAR, B.; PERNUŠ, F.; VRTOVEC, T. A framework for automated spine and vertebrae interpolation-based detection and model-based segmentation. **IEEE Transactions on Medical Imaging**, Estados Unidos, v. 34, n. 8, p. 1649–1662, 2015.

LIVANELIOGLU, A.; KAYA, F.; NABIYEV, V.; DEMIRKIRAN, G.; FIRAT, T. The validity and reliability of spinal mouse assessment of spinal curvatures in the frontal plane in pediatric adolescent idiopathic thoraco-lumbar curves. **European Spine Journal**, Berlim, v. 25, n. 2, p. 476–482, 2016.

LUMLEY, J. S. **Surface anatomy: the anatomical basis of clinical examination**. 4. ed. China: Elsevier Health Sciences, 2008. 136 p.

MARQUES FILHO, O.; VIEIRA NETO, H. **Processamento digital de imagens**. Rio de Janeiro: Brasport, 1999. 307 p.

MÍNGUEZ, M. F.; BUENDÍA, M.; CIBRIÁN, R. M.; SALVADOR, R.; LAGUÍA, M.; MARTÍN, A.; GOMAR, F. Quantifier variables of the back surface deformity obtained with a noninvasive structured light method: evaluation of their usefulness in idiopathic scoliosis diagnosis. **European Spine Journal**, Berlim, v. 16, n. 1, p. 73–82, 2007.

MOORE, K. L.; DALLEY, A. F.; AGUR, A. M. **Clinically oriented anatomy**. 7. ed. Filadélfia: Lippincott Williams & Wilkins, 2013. 1168 p.

OBERMEYER, Z.; EMANUEL, E. J. Predicting the future—big data, machine learning, and clinical medicine. **The New England Journal of Medicine**, Boston, v. 375, n. 13, p. 1216, 2016.

OPENCV. **OpenCV**: structural analysis and shape descriptors. Estados Unidos: OpenCV. 2014. Disponível em: <<https://docs.opencv.org>>. Acesso em: 19 de mar. 2018.

OPENCV. **OpenCV website**. Estados Unidos: OpenCV. 2017. Disponível em: <<https://opencv.org/>>. Acesso em: 10 de nov. 2017.

O’SULLIVAN, K.; CLIFFORD, A.; HUGHES, L. The reliability of the coda motion analysis system for lumbar spine analysis: a pilot study. **Physiotherapy Practice and Research**, Lansdale, v. 31, n. 1, p. 16–22, 2010.

OTSU, N. A threshold selection method from gray-level histograms. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics**, Estados Unidos, v. 9, n. 1, p. 62–66, 1979.

O’CALLAGHAN, J.; WELLS, J.; RICHARDSON, S.; HOLMES, H.; YU, Y.; WALKER-SAMUEL, S.; SIOW, B.; LYTHGOE, M. F. Is your system calibrated? mri gradient system calibration for pre-clinical, high-resolution imaging. **PLoS One**, San Francisco, v. 9, n. 5, p. e96568, 2014.

PARKER, J. R. **Algorithms for image processing and computer vision**. 2. ed. Indianapolis: John Wiley & Sons, 2010. 504 p.

PETROU, M.; PETROU, C. **Image processing: the fundamentals**. 2. ed. Estados Unidos: John Wiley & Sons, 2010. 818 p.

- PICANO, E.; VAÑÓ, E.; REHANI, M. M.; CUOCOLO, A.; MONT, L.; BODI, V.; BAR, O.; MACCIA, C.; PIERARD, L.; SICARI, R. The appropriate and justified use of medical radiation in cardiovascular imaging: a position document of the esc associations of cardiovascular imaging, percutaneous cardiovascular interventions and electrophysiology. **European heart journal**, Oxford, v. 35, n. 10, p. 665–672, 2014.
- POREDOŠ, P.; ČELAN, D.; MOŽINA, J.; JEZERŠEK, M. Determination of the human spine curve based on laser triangulation. **BMC medical imaging**, Londres, v. 15, n. 1, p. 2, 2015.
- PREWITT, J. M. Object enhancement and extraction. **Picture processing and Psychopictorics**, Nova York, v. 10, n. 1, p. 15–19, 1970.
- RECHT, M.; BRYAN, R. N. Artificial intelligence: Threat or boon to radiologists? **Journal of the American College of Radiology**, Virgínia, v. 14, n. 11, p. 1476–1480, 2017.
- ROBERTS, L. G. **Machine perception of three-dimensional solids**. 82 f. 1963. Tese (Doutorado em Engenharia Elétrica) - Massachusetts Institute of Technology, Cambridge, 1963.
- RONCKERS, C. M.; DOODY, M. M.; LONSTEIN, J. E.; STOVALL, M.; LAND, C. E. Multiple diagnostic x-rays for spine deformities and risk of breast cancer. **Cancer Epidemiology and Prevention Biomarkers**, Philadelphia, v. 17, n. 3, p. 605–613, 2008.
- SAKHNOVICH, L. A. **Interpolation theory and its applications**. Canadá: Springer Science & Business Media, 2012. 220 p.
- SCHÜNKE, M.; SCHULTE, E.; SCHUMACHER, U.; ROSS, L. M.; LAMPERTI, E. D. **Thieme atlas of anatomy**. 2. ed. New York: Thieme Stuttgart, 2010. 624 p.
- SELBY, B. P.; SAKAS, G.; GROCH, W.-D.; STILLA, U. Patient positioning with x-ray detector self-calibration for image guided therapy. **Australasian physical & engineering sciences in medicine**, Nova York, v. 34, n. 3, p. 391, 2011.
- SEOUD, L.; ADANKON, M. M.; LABELLE, H.; DANSEREAU, J.; CHERIET, F. Prediction of scoliosis curve type based on the analysis of trunk surface topography. In: BIOMEDICAL IMAGING: FROM NANO TO MACRO, 7., 2010, Holanda. **Anais...** Holanda: IEEE. 2010. p. 408–411.
- SHANNON, C. E. A mathematical theory of communication. **Bell System Technical Journal**, Nova York, v. 1, n. 27, p. 379–423, 1948.
- SMITH, J. S.; SHAFFREY, C. I.; BESS, S.; SHAMJI, M. F.; BRODKE, D.; LENKE, L. G.; FEHLINGS, M. G.; LAFAGE, V.; SCHWAB, F.; VACCARO, A. R. Recent and emerging advances in spinal deformity. **Neurosurgery**, Oxford, v. 80, n. 3S, p. S70–S85, 2017.
- SPINAL MOUSE. **Spinal mouse®**. Romênia: Spinal Mouse . 2017. Disponível em: <<http://spinalmouse.ro/en>>. Acesso em: 10 de nov. 2017.

SUZUKI, S. et al. Topological structural analysis of digitized binary images by border following. **Computer Vision, Graphics, and Image Processing**, Reston, v. 30, n. 1, p. 32–46, 1985.

TEIXEIRA, F.; CARVALHO, G. Reliability and validity of thoracic kyphosis measurements using flexicurve method. **Brazilian Journal of Physical Therapy**, São Carlos, v. 11, n. 3, p. 199–204, 2007.

TOMASI, C.; MANDUCHI, R. Bilateral filtering for gray and color images. In: SIXTH INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMPUTER VISION, 6., 1998, Bombay. **Anais...** Bombay: IEEE. 1998. p. 839–846.

ZHANG, T.; SUEN, C. Y. A fast parallel algorithm for thinning digital patterns. **Communications of the ACM**, Nova York, v. 27, n. 3, p. 236–239, 1984.