

CLASSIFICAÇÃO AUTOMÁTICA DE REGIÕES DE INTERESSE PARA AVALIAÇÃO DA IDADE ÓSSEA

Tony Alexandre Medeiros da Silva, Gilberto Arantes Carrijo, Kézia A. C. Medeiros da Silva
Universidade Federal de Uberlândia, Faculdade de Engenharia Elétrica, Uberlândia-MG
tony@lcc.ufu.br, gilberto@ufu.br, keziaadelita@gmail.com

Resumo – Em várias áreas da saúde, como na pediatria, ortopedia, odontologia, fisioterapia é muito importante determinar a idade óssea da criança, para um melhor diagnóstico em casos de distúrbios de crescimento. Dentre os métodos mais utilizados, o TW (Tanner-Whitehouse) é o que alcança melhores resultados comparando com outros métodos utilizados por ambulatorios. Obtendo inclusive uma taxa de acerto de 5 vezes o percentual dos outros métodos. Porém é considerado por médicos e demais profissionais da área da saúde de difícil utilização, sendo assim pouco difundido. Este artigo mostra a possibilidade de automatizar a classificação da idade óssea através do método TW, contribuindo com o aumento de sua utilização. É mostrado neste artigo bons resultados na aplicação do ASM (*Active Shape Models*), identificando com maior precisão as epífises (regiões de interesse) dos dedos. A utilização do ASM apresentou bons resultados em radiografias carpais com variação de brilho e contraste, deixando bem definidas partes moles de ossos.

Palavras-Chave – Classificação, Regiões de Interesse, Active Shape Models, Método Tanner-Whitehouse.

AUTOMATIC CLASSIFICATION OF REGIONS OF INTEREST FOR EVALUATION OF BONE AGE

Abstract - In various areas of health, such as pediatrics, orthopedics, dentistry, physical therapy is very important to determine the bone age of the child, for better diagnosis in cases of growth disorders. Among the most commonly used methods, TW (Tanner-Whitehouse) is what achieves better results compared with other methods used by ambulatory. Getting including a 5-times hit rate percentage of the other methods. But it is considered by doctors and other professionals in the health area difficult to use, so little widespread. This article shows the ability to automate the classification of bone age through the TW method, contributing to the increase of its use. It is shown in this article successful implementation of ASM (*Active Shape Models*), identifying more precisely the epiphysis (regions of interest) of the fingers.

Using the ASM showed good results in hand-wrist radiographs with brightness and contrast variation, leaving well-defined soft bone parts.

Keywords - Classification, Region of Interest, Active Shape Models, Tanner-Whitehouse Method.

I. INTRODUÇÃO

A principal forma de analisar distúrbios de crescimento ou anormalidades em crianças é através da avaliação da maturidade da idade óssea. Os profissionais da saúde utilizam-se de métodos como o GP – Greulich e Pyle, para análise de radiografias carpais. Tal método desenvolvido em 1959 realiza comparação visual e subjetiva. Os médicos entendem e reconhecem este método como inferior ao TW, porém de fácil utilização. O método TW desenvolvido em 1983, apresenta melhores resultados, conseqüentemente diagnósticos mais precisos, determinando a idade óssea através da classificação dos ossos da mão em estágios. Entretanto o método TW não é tão utilizado devido a dificuldade nos cálculos e o quão trabalhosos são de serem realizados no momento em que o médico vai laudar [1][2].

Porém, novas possibilidades tem surgido através dos avanços tecnológicos na área do Processamento Digital por Imagens. No radiodiagnóstico (ressonância magnética, tomografia computadorizada, ultra-som, raios-x, etc) o diagnóstico assistido por computador apresenta trabalhos muito bem sucedidos [3].

Este artigo apresenta vários esforços de pesquisa que demonstra a aplicação de técnicas de processamento digital de imagens na avaliação da idade óssea assistida por computador.

Outro objetivo apresentado neste artigo é a utilização do *Active Shape Models* que apresenta-se como boa técnica para segmentação dos ossos da mão, e conseqüentemente apresentando melhor visualização das regiões de interesse.

II. ESTADO DA ARTE

Através de uma revisão bibliográfica será apresentada neste capítulo o desenvolvimento de trabalhos em pré-processamento, segmentação e localização de pontos de interesse em radiográficas carpais realizadas por pesquisadores, bem como suas considerações que justificam a escolha do trabalho proposto.

Conforme Michael [4] em 1989 surge o primeiro sistema automático desenvolvido para realizar segmentação de imagens em radiografias carpais, chamava-se Handix. O Handix primeiramente inicia um pré-processamento da imagem buscando normalizar os níveis de cinza com o propósito de melhorar as etapas seguintes. Em seguida, com



XIII CEEL - ISSN 2178-8308
12 a 16 de Outubro de 2015
Universidade Federal de Uberlândia - UFU
Uberlândia - Minas Gerais - Brasil

o *thresholding* (limiarização) remove-se o fundo da imagem, e com isso apresenta-se os ossos e tecidos da imagem carpal. A partir então deste passo, determina-se uma aproximação inicial da localização dos ossos, através do conhecimento prévio dos ossos da mão em relação ao contorno. Enfim, com as posições aproximadas dos ossos, o algoritmo define o contorno do osso (encontrado entre a borda do osso e o tecido).

Em 1991 Pietka [5] apresenta um método, que realiza a localização do dedo médio (dedo III) e mede as falanges distal, medial e proximal do mesmo dedo. Este método inicia-se pela busca (varredura) de uma linha horizontal, localizada no tecido mole entre o dedo polegar e o indicador. Define-se esta linha sendo o limite inferior da imagem. Define-se o limite superior a linha que toca o extremo (ponta) do dedo III. Posteriormente o algoritmo funciona iniciando do extremo superior, ou seja, de onde toca o dedo III, com linhas de varredura vertical deslocando-se para direita e esquerda, até que não encontrem mais pixels pertencentes a mão. Sendo assim, foi definido por Pietka limites (esquerdo e direito) de uma região de interesse contendo as epífises e falanges da mão (ossos carpais, ulna e rádio são excluídos). Para separar os ossos, utiliza-se o operador de Sobel e converte-se as regiões de interesse em imagem [6]. Em seguida binariza-se a imagem através de uma operação de *thresholding* determinando um limiar empiricamente, percebe-se maior concentração de pixels nas extremidades das falanges. Linhas horizontais interceptam e medem os dedos segmentados. Pietka define linhas para indicar a posição das epífises e falanges. Portanto, apresenta uma janela inicial dividida em três, onde a altura da janela corresponde ao comprimento da falange.

Efford[7] posteriormente em 1994, apresentou a proposta de utilização de polinômios para identificação de regiões de interesse. Através da limiarização (manualmente), separa-se o fundo da imagem. Depois, pontos de curvatura da mão são detectados pelo algoritmo, sendo estes pontos, extremidades dos dedos e o tecido que liga dois dedos adjacentes, conseguindo localizar e separar o dedos.

Um método proposto por Mahmoodi para localização de falanges, utiliza ASM na determinação e localização de regiões de interesse. Utilizando *thresholding*, exclui-se o fundo da imagem. Com o resultado da limiarização, calcula-se a distância Euclidiana entre pontos de contorno da mão e o punho. Com isso, Mahmoodi determina menores distâncias sendo a base dos dedos e as maiores distâncias as extremidades. Após aproximação das falanges, interativamente o ASM define o contorno das falanges[8].

Um excelente trabalho apresentado por Vogelsang utiliza o método ASM para localizar regiões de interesse. O algoritmo treina cada osso da mão com seu respectivo contorno. Na região de interesse aplica-se o ASM, após ter utilizado um detector de bordas para determinar a localização aproximada de cada osso. O ASM interativamente determina o contorno e a posição do osso [9].

Dando continuidade ao trabalho Pietka [10] em 2001 propõe um novo e completo método de detectar as falanges dos dedos e as epífises. Seu algoritmo realiza alguns passos para deixar a radiografia na posição de utilização do método TW, sendo a identificação das pontas dos dedos, e a partir

daí, define-se o eixo central de cada dedo, que define uma curva, cujas derivadas determinam os máximos e mínimos, e que, determinam os limites da região de interesse das epífises e falanges [9].

Percebe-se pelo levantamento bibliográfico, assim como mostrado em Pietka[5], Michael[4] e Mahmoodi[8] que boa parte das pesquisas sobre localização de regiões de interesse para determinação da idade óssea utiliza-se de técnicas de limiarização. Entretanto, estas técnicas não são suficientes para realizar segmentação dos elementos da mão em radiografias carpais. Percebe-se que as radiografias apresentam uma distribuição não uniforme dos níveis de cinza devido ao efeito Heel, provocado pelos aparelhos no momento em que o Raios-x é realizado no paciente [11]. Devido a esta dificuldade de determinar uma limiaridade possível para segmentar as imagens, pesquisadores como Efford[7], realizam o *thresholding* manualmente.

As figuras 1 e 2 a seguir, demonstram a utilização do *thresholding*.

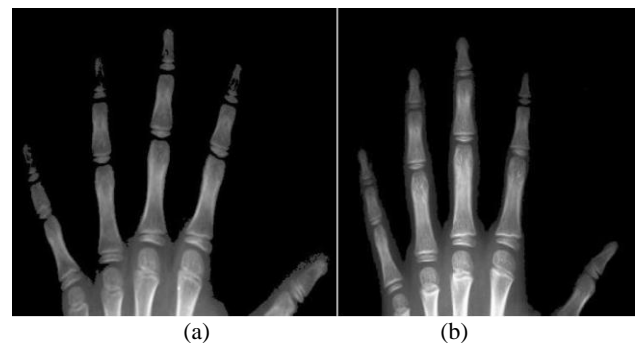


Figura 1 – duas radiografias após *thresholding*

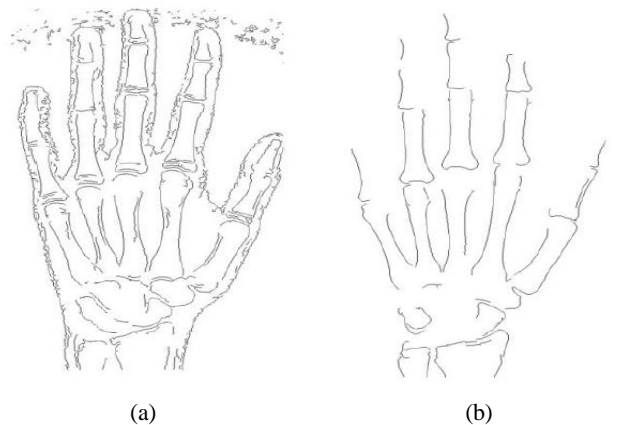


Figura 2 – duas radiografias após operações de gradiente e limiarização

As radiografias apresentadas na figura 1 foram testadas colocando separadamente um limiar para cada imagem, sempre com base nos níveis de cinza, e eliminando os níveis de cinza abaixo do limiar. Verifica-se que a figura 1 (a) apresenta diferenças em relação a figura 1 (b) mesmo utilizando limiarização adaptativa. Percebe-se que na figura 1 (a) o tecido mole dos dedos foi removido por completo, mostrando as metáfises bem claramente, o que é importante para o método TW. Na figura 1 (b) não foi possível remover o tecido mole dos dedos, mostrando bons resultados apenas na segmentação da epífise do dedo indicador.

A limiarização apresentou resultados que variavam nas radiografias quando aplicado gradiente. Observando a figura 2(a), verifica-se que houve boa delineação em algumas epífises, pois outras fundiram-se completamente com outros ossos. Pode-se identificar a presença de muitas bordas na imagem, o que demonstra a presença de ruídos no processo de limiarização. Olhando a região carpal, percebe-se que foi perdido vários contornos.

A técnica de limiarização apresentou ser aceitável na identificação da posição da mão e dos dedos na imagem, apesar da mesma não ter demonstrado ser robusta na segmentação de estruturas mais detalhadas, como por exemplo, das epífises, devido ao grande contraste encontrado nas radiografias testadas.

Foi demonstrado através deste capítulo uma pesquisa bibliográfica sobre classificação e localização de regiões de interesse, mostrando seus estágios de desenvolvimento ósseo e apresentando algumas vantagens e desvantagens dentre os algoritmos presentes na bibliografia.

III. ACTIVE SHAPE MODELS

Observa-se que vários dos estudos apresentados no capítulo II estão relacionados com ASM. O ASM tem como características o estudo de modelos deformáveis, modelagem estatística de contornos de objetos, variação de contornos e alinhamento de formas.

Modelos Deformáveis

Percebe-se através da literatura que muitas aplicações tem apresentado bons resultados com a utilização de modelos deformáveis, especificamente na área médica, como por exemplo em uma ressonância magnética, onde os órgãos apresentam suaves diferenças. Alguns métodos bem conhecidos são os Snakes, Active Appearance Models, Active Blobs e Active Shape Models [12].

Um modelo deformável segue critérios de otimização, que através da deformação de um contorno encontra um objeto conhecido em uma imagem.

Variação das formas

A variação de formas, é disposto em um vetor y de $2n$ elementos, onde $y = (y_1, \dots, y_n, w_1, \dots, w_n)^T$ para os n pontos de (y_i, w_i) que definem a forma do objeto. Possuindo o conjunto de treinamento s imagens, são gerados s vetores y_j . Neste momento tem-se então formas definidas por s vetores y que definem em um espaço dimensional nd uma distribuição de vetores com n quantidade de pontos e d quantidade de dimensões. Uma proposta de simplificar este problema foi apresentada por Cootes [13] com a utilização do PCA (*Principal Component Analysis*) que permite aos pontos originais de aproximarem com menor número de nd parâmetros. Conforme figura 3, através da fórmula calcula-se a média das s formas.

Logo em seguida, de acordo com a figura 4, calcula-se a covariância. Finalmente calcula-se matriz de autovalores e autovetores.

$$\bar{x} = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s x_i$$

Figura 3 – Cálculo da média das s formas [13]

$$S = \frac{1}{s-1} \sum_{i=1}^s (x_i - \bar{x})(x_i - \bar{x})^T$$

Figura 4 – Cálculo da covariância das s formas [13]

IV. CLASSIFICAÇÃO DE REGIÕES DE INTERESSE

Após apresentação das técnicas de processamento digital de imagens, é demonstrado as etapas da classificação das regiões de interesse. De acordo com a figura 5, inicialmente recebe-se como entrada do sistema, uma imagem de mão e punho digitalizada com 256 níveis de cinza, representando uma matriz onde os valores dos pixels podem variar entre 0 e 255.



Figura 5 – Radiografia de mão e punho

Logo após, conforme a figura 6 o algoritmo de localização dos dedos que baseia-se em operações de binarização, corte na imagem e apresentação de histograma, realiza o processamento da primeira imagem.

Na binarização aplicou-se um filtro gaussiano para suavização da imagem. Percebe-se na binarização que em algumas áreas do contorno da imagem o tecido mole permanece visível, como por exemplo no punho. O histograma vertical da imagem binarizada é calculado somando-se o valor de todos os elementos da coluna, para cada coluna da imagem. Cujo resultado é um vetor de elementos igual ao número de colunas da imagem.

Percebe-se pelo histograma que não é possível acompanhar o contorno dos dedos, por isto, é conveniente que se realize um corte na região superior da imagem binarizada. Busca-se então, uma linha que intercepta o polegar à mão, próximo ao dedo indicador. Analisa-se o histograma vertical da imagem binarizada para identificar a posição da linha de corte.

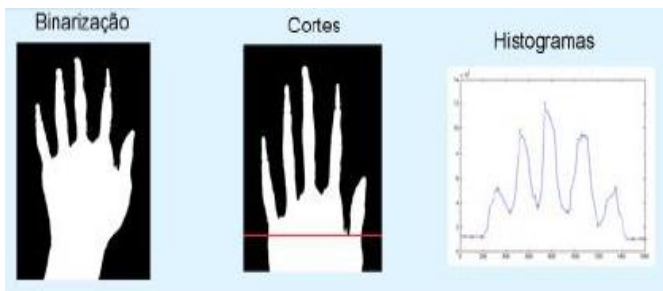


Figura 6 – Localização dos dedos

O próximo passo é a identificação das regiões de interesse, que conforme o método TW, estão representados pelas epífises dos dedos I, II e III, como ilustrado na figura 7, e localizados utilizando ASM (*Active Shape Models*).

O Algoritmo para classificar o estágio de maturidade óssea a uma região de interesse, utilizou-se de imagens de referência [2].

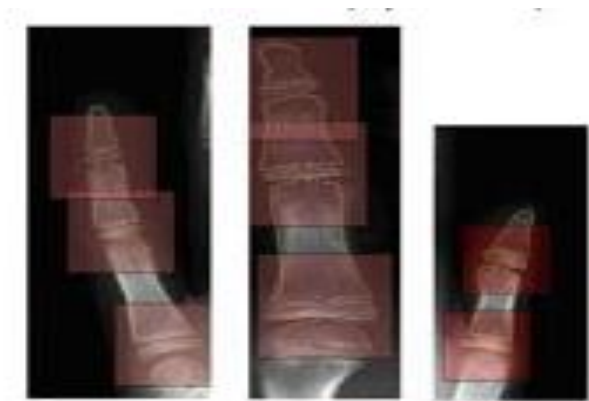


Figura 7 – Localização das regiões de interesse

Após a classificação das regiões de interesse, utiliza-se o ASM segmentando-se as epífises e efetua-se seu posicionamento (alinhamento) com as imagens de referência. Realiza-se então, a comparação entre epífises e imagens de referência permitindo a classificação do estágio da maturidade óssea, conforme mostrado nas figuras 8 e 9.



Figura 8 – Classificação em estágios de maturidade

Conforme descrito neste capítulo, e demonstrado neste trabalho, utilizou-se de técnicas de classificação de regiões de interesse em radiografias carpais para avaliação da maturidade óssea. Foi também apresentada por meio de exemplo a utilização do *Active Shape Models*.

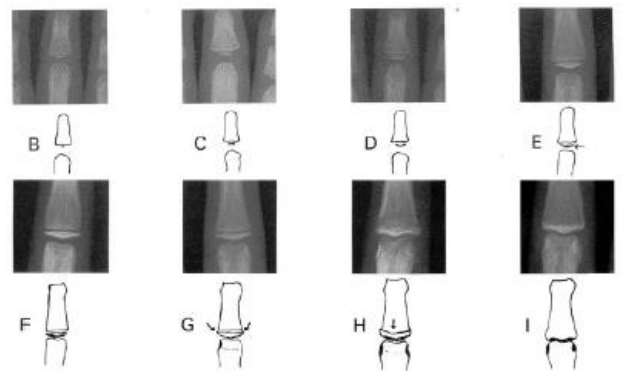


Figura 9 – Epífise classificada de acordo com estágio de maturidade [2]

V. CONCLUSÕES

Para realização dos testes deste trabalho, fez-se necessário obtenção de uma base de imagens de radiografias carpais. De acordo com alguns trabalhos já realizados [2], percebe-se uma facilidade nos testes das imagens que foram obtidas a partir de aparelhos de raios-x digital. Pois já geram imagens com nitidez, contraste e enquadramento adequado. As 57 imagens obtidas, possuem uma resolução de 1800 x 1200 pixels. Destas, 51 imagens obtiveram os seguintes resultados: a etapa de binarização apresentou uma taxa de satisfação de 100%. No segundo passo na realização de dois cortes horizontes para definição das regiões que interceptam os tecidos moles e os dedos logos, a taxa de acerto foi de 96%. No terceiro momento, no enquadramento dos dedos, onde as epífises deveriam estar devidamente visíveis, o acerto foi de 98% para o dedo III, 94% para o dedo I e 90% para o dedo V. No geral, entende-se como satisfatório o desempenho do algoritmo na classificação das imagens nos estágios da maturidade óssea. As 6 imagens que não obtiveram bons resultados na classificação, apresentaram um estágio de distância da avaliação correta, diminuindo o impacto do desempenho do método TW.

REFERÊNCIAS

- [1] W. W. Greulich and S. I. Pyle. Radiographic Atlas of Skeletal Development of the Hand and Wrist. 2ed, Stanford, Stanford University Press, 1959.
- [2] J. M. Tanner, et al. Assessment of Skeletal Maturity and Prediction of Adult Height, 2nd ed. London, Academic Press, 1983.
- [3] Eklof, O.; Ringertz, H. A Method for assessment of skeletal maturity. Annales de Radiologie, Paris, 10, n. 3/4, 1967. 330-336.
- [4] Michael, D. J.; Nelson, A. C. HANDIX: A model-based system for automatic segmentation of bones from digital hand radiographs. IEEE Transactions on Medical Imaging. v. 8, n. 1, p. 64-69, 1989.

- [5] Pietka, E. et al. Computer assisted phalangeal analysis in skeletal age assessment. IEEE Transactions on Medical Imaging. V. 10, n. 4, p. 616-620, 1991.
- [6] Russ, J. C. The Image Processing Handbook. 2. Ed. [S.1.]: CRC-Press. 1995. 255-268 p.
- [7] Efford, N. D. Knowledge-based segmentation and feature analysis of handwrist radiographs. University of Leeds. [S.1.]. 1994.
- [8] Mahmoodi, S. et al. Automated vision system for skeletal age assessment using knowledge based techniques. Sixth International Conference on Image Processing and Its Applications. Dublin: [s.n.]. 1997. P. 809-813.
- [9] Vogelsang , F. et al. Skeletal maturity determination from hand radiograph by model based analysis. Proceedings of SPIE, 3979, 2000. 294-305.
- [10] Pietka, E. et al. Computer-assisted bone age assessment: Image preprocessing and epiphyseal/metaphyseal ROI extraction. IEEE Transaction on Medical Imaging. V. 20, n. 8, p.715-729, 2001.
- [11] Behiels, G. et al. Retrospective Correction of. Medical Image Analysis, 6, 2002. 183-190.
- [12] Stegmann, M. B. et al. Active Appearance Models : Theory and cases. Proceedings of the 9th Danish Conference on Pattern Recognition and Image Analysis. Aalborg: [s.n.]. 2000. P. 49-57.
- [13] Cootes, T. F.; Taylor, C, J. Statistical models appearance for computer vision. University of Manchester. [S.1.], 2001.