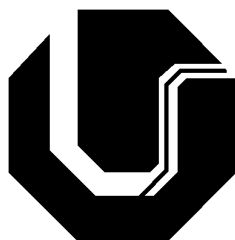


UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
FACULDADE DE ENGENHARIA ELÉTRICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA



**AVALIAÇÃO DO AAM - ACTIVE APPEARANCE MODEL PARA
DETECÇÃO DE REGIÕES DE INTERESSE EM RADIOGRAFIAS
CARPAIS NA ESTIMATIVA DA IDADE ÓSSEA ATRAVÉS DO
MÉTODO TW**

TONY ALEXANDRE MEDEIROS DA SILVA

AGOSTO - 2016

UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
FACULDADE DE ENGENHARIA ELÉTRICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

**AVALIAÇÃO DO AAM - ACTIVE APPEARANCE MODEL PARA
DETECÇÃO DE REGIÕES DE INTERESSE EM RADIOGRAFIAS
CARPAIS NA ESTIMATIVA DA IDADE ÓSSEA ATRAVÉS DO
MÉTODO TW**

TONY ALEXANDRE MEDEIROS DA SILVA

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação
em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de
Uberlândia como parte dos requisitos para obtenção do
título de Mestre em Ciências.

Área de pesquisa: Processamento da Informação

AGOSTO - 2016

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação (CIP)
Sistema de Bibliotecas da UFU, MG, Brasil.

- S586a
2016
- Silva, Tony Alexandre Medeiros da, 1975-
Avaliação do AAM - Active Appearance Model para detecção de
regiões de interesse em radiografias carpais na estimativa da idade óssea
através do método TW / Tony Alexandre Medeiros da Silva. - 2016.
98 f. : il.
- Orientador: Gilberto Arantes Carrijo.
Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Uberlândia,
Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica.
Inclui bibliografia.
1. Engenharia elétrica - Teses. 2. Processamento de imagens - Teses.
3. Ossos - Radiografia - Teses. I. Carrijo, Gilberto Arantes, 1948- II.
Universidade Federal de Uberlândia. Programa de Pós-Graduação em
Engenharia Elétrica. III. Título.

CDU: 621.3

**AVALIAÇÃO DO AAM - ACTIVE APPEARANCE MODEL PARA
DETECÇÃO DE REGIÕES DE INTERESSE EM RADIOGRAFIAS
CARPAIS NA ESTIMATIVA DA IDADE ÓSSEA ATRAVÉS DO
MÉTODO TW**

Tony Alexandre Medeiros da Silva

Prof. Gilberto Arantes Carrijo, Dr.
Orientador (FEELT, UFU)

Texto da Dissertação de Mestrado a ser apresentado perante a banca de examinadores abaixo
em 25 de Agosto de 2016

Banca Examinadora

Prof. Dr. Gilberto Arantes Carrijo - FEELT / UFU

Prof. Dr. Paulo Sérgio Caparelli - FEELT / UFU

Prof. Dr. Lacordaire Kemel Pimenta Cury – IF GOIANO

AGRADECIMENTOS

Primeiramente quero agradecer a Deus, tenho certeza que em toda a caminhada ele esteve ao meu lado.

Agradeço a minha amável esposa Kézia e meus filhos, Gabryell, Adryell e Rafael pelo carinho e paciência.

Ao Doutor, professor e amigo, Gilberto Carrijo, agradeço a presença marcante nesse trabalho, repassando conhecimentos e trocando experiências, e principalmente pelo constante exemplo de responsabilidade.

A Profa Dra. Ana Maria Marques da Silva – UFSM/RS pelas imagens cedidas, ao Dr. Túlio Augusto Alves Macedo – Docente - UFU/MG e aos residentes em radiologia Dr. Jorge Moraes e Silva e Dr. Luiz Carlos Junqueira pela contribuição laudando as imagens solicitadas.

À Profa. Edna Lúcia Flôres que em 2005/2006 me apresentou o tema e nunca me deixou desistir desta oportunidade.

Ao amigo Fernando Castro que em 2009 trabalhou um tema próximo a este, e foi de grande valia a troca de informações na época.

Enfim, agradeço aos meus familiares e a todos que direta e indiretamente contribuíram para realização desse momento.

RESUMO

Em várias áreas da saúde, os profissionais (pediatras, nutricionistas, ortopedistas, endocrinologistas, odontologistas, etc) utilizam-se da avaliação da idade óssea para diagnosticar distúrbios de crescimento em crianças. Através de entrevistas com médicos especialistas em diagnóstico por imagem e pesquisas feitas na literatura, identificou-se o método TW – Tanner e Whitehouse como o mais eficiente. Mesmo alcançando resultados superiores aos demais métodos, ele ainda não é o mais utilizado, devido a complexidade de sua utilização. Neste trabalho é apresentado a possibilidade de automatização deste método e consequentemente que sua utilização seja mais difundida. Também neste trabalho, estão reunidas duas etapas importantes na avaliação da idade óssea, a identificação e a classificação das regiões de interesse. Mesmo em radiografias nas quais o posicionamento das mãos não se encontravam adequadas ao método TW, o algoritmo de identificação dos dedos apresentou bons resultados. Assim como, a utilização do AAM – Active Appearance Models apresentou bons resultados, na identificação das regiões de interesse, mesmo em radiografias com grande variação de contraste e brilho. Foi demonstrado através da aparência, bons resultados na classificação das epífises em seus estágios de desenvolvimento, sendo escolhida a epífise média do dedo III (médio) para mostrar o desempenho. Os resultados finais, apresentam uma porcentagem média de acerto de 90% e aos erros de classificação, identificou-se que o erro correu a apenas um estágio de distância do estágio correto.

Palavras-chave: Active Appearance Model, Idade Óssea, TW, Regiões de Interesse.

ABSTRACT

In several areas of health professionals (pediatricians, nutritionists, orthopedists, endocrinologists, dentists, etc.) are used in the assessment of bone age to diagnose growth disorders in children. Through interviews with specialists in diagnostic imaging and research done in the literature, we identified the TW method - Tanner and Whitehouse as the most efficient. Even achieving better results than other methods, it is still not the most used, due to the complexity of their use. This work presents the possibility of automation of this method and therefore that its use more widespread. Also in this work, they are met two important steps in the evaluation of bone age, identification and classification of regions of interest. Even in the radiography in which the positioning of the hands were not suitable for TW method, the identification algorithm of the fingers showed good results. As the use AAM - Active Appearance Models showed good results in the identification of regions of interest even in radiographs with high contrast and brightness variation. It has been shown through appearance, good results in the classification of the epiphysis in their stages of development, being chosen the average epiphysis finger III (middle) to show the performance. The final results show an average percentage of 90% hit and misclassified, it was found that the error went away just one stage of the correct stage.

Keywords: Active Appearance Model, Bone Age, TW, Regions of Interest.

SUMÁRIO

LISTA DE FIGURAS	X
LISTA DE QUADROS E TABELAS	XI
LISTA DE ABREVIATURAS E SÍMBOLOS	XII
 CAPÍTULO 1 - INTRODUÇÃO	 14
1.1. Considerações Iniciais	14
1.2. Objetivos do Trabalho	15
1.3. Organização do Trabalho	16
1.4. Considerações Finais	17
 CAPÍTULO 2 – TRABALHOS CORRELATOS	 18
2.1. Introdução	18
2.2. Identificação de Regiões de Interesse	19
2.3. Classificação de Regiões de Interesse	21
2.4. Avaliação das Vantagens e Desvantagens dos Estudos da Maturidade Óssea	23
2.5. Considerações Finais	26
 CAPÍTULO 3 – ESTIMATIVA DA IDADE ÓSSEA	 27
3.1. Introdução	27
3.2. Idade Óssea	27
3.3. Utilização dos Métodos Clínicos para Determinar a Idade Óssea.....	28
3.4. Determinação da Idade Óssea Através de um Sistema Computacional	34
3.5. Ponderações para Etapas de um Sistema Computacional	36
3.5.1. Posicionamento da Mão	36
3.5.2. Contorno da Mão	38
3.5.3. Identificação dos Pontos de Interesse	38
3.5.4. Atribuição de um Estágio ao Conjunto de Pontos de Interesse	39
3.6. Considerações Finais	39
 CAPÍTULO 4 – ACTIVE APPEARANCE MODELS	 41
4.1. Introdução	41

4.2.	Definição de Modelos Deformáveis	41
4.3.	Modelagem Estatística.....	42
4.4.	Modelagem das Formas.....	43
4.5.	Causas na Alteração dos Parâmetros do Modelo.....	45
4.6.	Junção entre o Conjunto de Pontos e o Modelo	47
4.7.	Organização para 2 Formas	49
4.8.	Busca da Forma na Imagem	50
4.9.	Considerações Finais	53
CAPÍTULO 5 – CLASSIFICAÇÃO DAS REGIÕES DE INTERESSE ATRAVÉS DO MÉTODO TW2		54
5.1.	Introdução	54
5.2.	Método Proposto	54
5.3	Identificação dos Dedos	56
5.4.	Utilização do AAM – Active Appearance Models	63
5.4.1.	Pontos Anatômicos	63
5.4.2.	Treinamento.....	64
5.4.3.	Identificação do Objeto da Imagem.....	66
5.4.4.	Segmentação <i>versus</i> Região de Interesse	70
5.5.	Usando o Método TW para Classificar o Estágio de Maturidade Ósseo	71
5.5.1.	Cálculo da Imagem de Referência.....	72
5.6.	Importância de usar uma Metodologia	74
5.7.	Metodologia Utilizada	75
5.8.	Considerações Finais	75
CAPÍTULO 6 - CONCLUSÃO		76
6.1.	Introdução	76
6.2.	Imagens de Entrada	76
6.3	Resultados Alcançados	82
6.3.1.	Identificação dos Dedos I, III e V.....	82
6.3.2.	Identificação das Epífises com o AAM.....	85
6.3.3.	Classificação dos Estágios de Maturidade Óssea.....	88
6.4.	Considerações Finais	89

CAPÍTULO 7 - CONCLUSÃO	91
7.1. Introdução	91
7.2. Conclusões Finais	91
7.3. Contribuições	92
7.4. Trabalhos Futuros	93
7.5. Considerações Finais	94
REFERÊNCIAS	95

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1	Radiografias após <i>thresholding</i>	24
Figura 2.2	Radiografias após operações de gradiente e limiarização	25
Figura 3.1	Apresentação dos ossos da mão	30
Figura 3.2	Centro de ossificação e partes constituintes	30
Figura 3.3	Exemplos de descrição de estágio do método GP	32
Figura 3.4	Exemplos de estágio de desenvolvimento ósseo – método TW	34
Figura 3.5	Posição exigida pelo método TW	37
Figura 3.6	Radiografia carpal fornecida pelos hospitais e clínicas do Brasil	37
Figura 4.1	Contornos da mão utilizados para treinamento do AAM	46
Figura 4.2	Modos do AAM e suas variações	46
Figura 4.3	Perfil de pixels normal ao contorno	51
Figura 5.1	Imagem de entrada ao sistema proposto	55
Figura 5.2a	Identificação dos dedos	55
Figura 5.2b	Identificação das regiões de interesse	55
Figura 5.2c	Identificação do estágio de maturidade	55
Figura 5.3	Imagem de entrada (a) Imagem binarizada (b)	58
Figura 5.4	Histograma vertical da imagem binarizada	59
Figura 5.5	Histograma horizontal	60
Figura 5.6	Linha que indica posição dos cortes na região dos dedos	60
Figura 5.7	Bordas da linha de varredura	61
Figura 5.8	Histograma vertical destacando pontos máximos e mínimos	61
Figura 5.9	Dedo V, dedo III e dedo I	62
Figura 5.10	Região de interesse dos dedos I, III e V	63
Figura 5.11	Pontos utilizados no AAM	64
Figura 5.12	Iterações do AAM na identificação de um objeto	67
Figura 5.13	Segmentação do dedo mínimo	67
Figura 5.14	Segmentação do dedo médio	68
Figura 5.15	Regiões de interesse identificados pelo AAM	69
Figura 5.16	Segmentação ruim <i>versus</i> segmentação correta	70
Figura 5.17	Contorno do AAM da epífise medial do dedo III	70
Figura 5.18	Posição inicial e final da segmentação da epífise	71
Figura 5.19	Processo de geração da imagem de referência	73
Figura 5.20	Imagem de referência TW <i>versus</i> imagem de referência gerada	73
Figura 5.21	Comparação entre imagens de referência	73
Figura 6.1	Radiografia encontrada no acervo do Hospital de Clinicas	79
Figura 6.2	Recorte da mão esquerda	80
Figura 6.3	Resultado do recorte após radiografia digitalizada	80
Figura 6.4	Imagem mal posicionada de acordo com método TW	84
Figura 6.5	Espaços que mostram epífises do dedo I (polegar)	85
Figura 6.6	Espaços que mostram epífises do dedo III (médio)	85
Figura 6.7	Espaços que mostram epífises do dedo V (mínimo)	86
Figura 6.8	Segmentação insatisfatória devido mal posicionamento do dedo	87
Figura 6.9	Exemplo de localização de epífises insatisfatórias	87

LISTA DE TABELAS

Tabela 6.1.	Exemplo de busca no acervo do Hospital de Clinicas.....	77
Tabela 6.2.	Resumo consolidado das imagens deste trabalho.....	81
Tabela 6.3.	Resultado da identificação automática dos dedos	83
Tabela 6.4.	Resultado dos testes realizados na localização das epífises dos dedos	86
Tabela 6.5.	Distribuição dos estágios laudados pelos médicos.....	88
Tabela 6.6.	Apuração de resultados.....	89

LISTA DE ABREVIATURAS

AAM	Active Appearance Models
TW	Tanner & Whitehouse
GP	Greulich & Pyle
ER	Eklof & Ringertz
ASM	Active Shape Models
ROI	Região de Interesse (<i>Region of Interest</i>)

1

INTRODUÇÃO

1.1. Considerações Iniciais

Várias crianças em todo o mundo sofrem do distúrbio do crescimento, sendo a avaliação da maturidade óssea a principal forma de identificar e tratar desta anormalidade. O exame de Mãos e Punhos para Idade Óssea é o mais solicitado pelos profissionais da saúde. Atualmente e principalmente no Brasil, o método mais utilizado é o GP de Greulich e Pyle, que consiste na comparação visual entre imagens realizadas pelo paciente e imagens contidas em seus atlas. Porém, os diagnósticos constantes do atlas são do ano de 1950, e segundo médicos radiologistas trata-se de um método de fácil utilização.

Um método alternativo de 1983, o TW – Tanner e Whitehouse, apresenta-se bem mais preciso, pois seus resultados são baseados em grandezas numéricas, e não em subjetividades. Este método, assim como outros, determina a maturidade óssea, mas realizando a classificação das regiões de interesse em estágios de desenvolvimento. Este método encontra dificuldades de implantação em clínicas e hospitais devido a necessidade de se fazer cálculos e medições.

A técnica de Processamento Digital de Imagens através do diagnóstico assistido por computador tem demonstrado nas literaturas bastante sucesso em sua execução. Um exemplo desta afirmação é sua utilização na área médica e dentro do diagnóstico por imagens, onde imagens radiográficas de exames como, raios-x, ultrassom, tomografia computadorizada, ressonância magnética, dentre outros, tem possibilitado o uso de técnicas para processamento destas imagens e implementação de métodos de forma automática e rápida, assim como o TW.

Neste trabalho, será mostrado o uso de várias técnicas pesquisadas e implementadas do método TW para o diagnóstico rápido e automático da avaliação da idade óssea, será apresentado testes realizados cujos resultados permitem o avanço de uma ferramenta comercial e que seja colocada à disposição dos profissionais da saúde, podendo estes, realizar diagnósticos mais eficazes.

1.2. Objetivos do Trabalho

Este trabalho tem como objetivo realizar um entendimento dos métodos utilizados atualmente e principalmente do método TW, o qual está sendo proposto sua automatização.

Outro objetivo importante deste trabalho é a construção de um algoritmo para identificação das regiões de interesse e sua classificação de acordo com os estágios propostos no método TW. Avaliando os trabalhos existentes, percebe-se que muitos deles encontram estas regiões de interesse de forma manual ou o algoritmo que determina a idade óssea é aplicado diretamente nesta etapa.

A utilização do AAM – Active Appearance Models é também objetivo deste trabalho. Avaliando seu comportamento na avaliação da idade óssea. Através da literatura estudada verifica-se que o AAM tem sua principal aplicação em reconhecimento de faces. Porém, devido sua característica de trabalhar com forma e aparência, alguns autores já o tem utilizado na segmentação de estruturas em imagens médicas.

Pois bem, o objetivo final deste trabalho é realizar testes aos algoritmos implementados e avaliar os resultados obtidos, sobre os quais, descrever uma conclusão e sugerir novas melhorias através de trabalhos posteriores.

1.3. Organização do Trabalho

Esta dissertação segue a seguinte estrutura:

Capítulo 1, mostra as considerações iniciais da dissertação, a motivação deste trabalho, a definição dos objetivos e a organização deste trabalho.

O Capítulo 2, apresenta um levantamento bibliográfico, o estado da arte. São trabalhos que envolvem técnicas de identificação e classificação de estruturas ósseas presentes na mão para avaliação da idade óssea.

No capítulo 3, é demonstrado informações necessárias ao leitor para melhor entendimento deste trabalho. É introduzido conhecimentos sobre a anatomia da mão, características de um software de determinação da maturidade óssea, e escolha do método clínico para determinação da maturidade óssea, neste caso o método TW.

Já no capítulo 4 é descrito a teoria do AAM – Active Appearance Models, seus modelos estatísticos, sua utilização para identificação de contornos, as variações que o modelo pode causar e o algoritmo que localiza as regiões de interesse nas imagens através das deformações do modelo.

No capítulo 5 desta dissertação é demonstrado o estudo de caso, são descritos neste capítulo os algoritmos implementados neste trabalho, a utilização do AAM e os parâmetros utilizados nos algoritmos para realizar a classificação dos estágios de desenvolvimento da maturidade.

O capítulo 6 apresenta a conclusão dos testes, ou seja, os resultados obtidos na implementação das técnicas através dos algoritmos. Para os testes realizados, foram definidos critérios de avaliação a cada um.

Por fim, o capítulo 7, mostra as conclusões finais deste trabalho. São descritas considerações sobre o mesmo e identificadas algumas melhorias para trabalhos posteriores a partir desta dissertação.

1.4. Considerações Finais

Neste capítulo foi apresentado as considerações iniciais, as motivações que justificam a automatização do método TW para determinar a idade óssea através de imagens carpais.

Foram apresentados os objetivos deste trabalho, os quais foram alcançados de acordo com o capítulo 7 e 8. E por último, este capítulo descreveu a divisão em que se encontra os capítulos desta dissertação.

2

TRABALHOS CORRELATOS

2.1. Introdução

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.

2.2. Identificação de Regiões de Interesse

Conforme Michael [1] 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 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 [2] 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. E 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 o conjuntos de pontos de interesse em imagem [3]. Em seguida binariza-se a imagem através de uma operação de *thresholding* determinando um limiar empiricamente, percebendo 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[4] 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 os 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, iterativamente o ASM define o contorno das falanges[5].

Morris [6] propôs um algoritmo que através de métodos estatísticos inicialmente normaliza os níveis de cinza dos ossos. Em seguida calcula-se o histograma no ponto central da imagem da mão. Os picos do histograma vão indicar a posição da mão. Morris também utiliza operador de Sobel para detectar as bordas dos ossos e refinar os limites das regiões de interesse.

Em 1998 através de estudos da doença artrite reumatoide e no estudo de possibilidades de diagnóstico, surge um método que utiliza a distância entre juntas. Este método proposto por Duryea [7] não é aplicado exatamente para o cálculo da maturidade óssea, mas bem aplicado no método TW-RUS na identificação de regiões de interesse. Posiciona-se manualmente as imagens deixando as pontas dos dedos à direita, o algoritmo segue o contorno da mão na busca de conjuntos de pixels que formem linhas verticais, tornando-se pontos de interesse da extremidade dos dedos. A partir das pontas dos dedos e direcionando para a esquerda percorre-se o caminho de maior intensidade de níveis de cinza até encontrar as coordenadas dos pontos. Coordenadas estas, que são convertidas em retas utilizando o método dos mínimos quadrados.

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 [8].

Dando continuidade ao trabalho Pietka 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 TW2, 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].

2.3. Classificação de Regiões de Interesse

Quando se fala em classificação de regiões de interesse para o cálculo da idade óssea, percebe-se que poucos trabalhos são desenvolvidos, o foco maior está na localização de regiões de interesse.

O CASAS (*Computer-Aided Skeletal Age Scores*) foi projetado em 1994 por Tanner e Gibbons sendo um sistema assistido por computador para classificação da idade óssea. De forma muito manual o usuário do sistema posicionava uma câmera de vídeo (monocromática) de frente a um negatoscópio e localizava as regiões de interesse. Tanner e Gibbons utilizavam câmeras e negatoscópio adequados ao melhoramento do contraste da imagem radiográfica, com isso, ganhando na diminuição de estágios no pré-processamento. O sistema utilizava o método TW2 para adquirir através da câmera a melhor posição da radiografia para aquisição das regiões de interesse. Onde, cada região de interesse representava um coeficiente da série de Fourier. O sistema produzia uma série de imagens como referências as regiões de interesse, a partir da média de cada estágio das diversas imagens. O sistema realiza uma comparação entre coeficientes da imagem que o sistema usa como referência e da imagem em análise. De acordo com o menor coeficiente de desvio médio, o sistema indica o estágio de desenvolvimento ósseo. Tanner e Gibbons afirmam que seu sistema possui característica de repetição, ou seja, o sistema não possui tanta aplicação do método TW2, mas, possuem mais repetição, é que, para radiografias com baixa resolução os coeficientes encontrados apresentavam-se muito diferentes dos coeficientes de referência do sistema [10][11]. Apesar do sistema apresentar excelentes resultados com radiografias de alta resolução, alguns estudos afirmaram que o usuário influenciava muito no resultado e que ocorriam grandes erros de classificação para determinados ossos [12].

Conforme [2][14] Pietka se destacou como um dos grandes autores de trabalhos na área de localização de regiões de interesse utilizando o método TW2, propondo diversas abordagens de determinação e classificação dos estágios da idade óssea. Em 1991, Pietka apresentou uma solução bem simples para avaliação da idade óssea com base no comprimento das falanges. Ele comparava os comprimentos das falanges com as tabelas de Garn [13], fazendo um relacionamento entre idade cronológica e medidas dos ossos. Após testes, concluiu-se que era

possível realizar apenas uma análise grosseira da idade óssea, tendo uma variação de 1 ano e $\frac{1}{2}$ na estimativa.

Utilizando redes neurais na classificação de estágios, Gross [14] treinou uma rede com 4 características que ele extraiu manualmente das radiografias carpais. As características eram uma formação de valores entre várias medidas extraídas dos ossos. Os resultados obtidos por Gross, o fez afirmar que a utilização da rede neural, fornecia valores próximos aos resultados laudais de um médico utilizando o método GP.

Um novo método proposto por Silva visa avaliar a maturidade óssea através da determinação de uma assinatura. O algoritmo apresentado propõe a identificação do eixo longitudinal do dedo III (médio), medindo da extremidade do dedo até o punho. Logo após utiliza-se do operador gradiente para identificar a intensidade dos níveis de pixel ao longo do eixo. O objetivo é identificar a fusão da epífise com a metáfise. Outro cálculo possível com o algoritmo é o comprimento das falanges, medindo a distância entre picos dos pixels do eixo, determinando a maturidade óssea através da razão do comprimento da falange distal e o intervalo de seu metacarpo [15].

Outro trabalho bastante reconhecido e desenvolvido por Pietka, utiliza-se de lógica *fuzzy* para classificação. O classificador desenvolvido por Pietka propõe a extração automática de 3 características das radiografias carpais: a razão entre o diâmetro da epífise e o diâmetro das falanges; o comprimento das falanges proximal, medial e distal; e o grau de fusão da epífise sobre a metáfise. É gerada uma matriz normalizada relacionando uma suposta idade óssea e as características extraídas. Segundo os resultados apresentados, o algoritmo, demonstrou ser eficiente, quando comprado com o método GP, apresentando um desvio de 6 meses. Para este estudo foram utilizadas 1080 radiografias carpais [16]. Na intenção de melhorar seus resultados Pietka aplica *wavelets*, em 4 pontos de fusão dos ossos, obtendo até 90% de acerto na classificação [17].

2.4. Avaliação das Vantagens e Desvantagens dos Estudos da Maturidade Óssea

Percebe-se pelo levantamento bibliográfico, assim como mostrado em Morris[5], Pietka[2], Michael[1] e Mahmoodi[6] 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 [18]. Devido a esta dificuldade de determinar uma limiaridade possível para segmentar as imagens, pesquisadores como Efford[4], realizam o *thresholding* manualmente.

As figuras 2.1 e 2.2 a seguir, demonstram a utilização do *thresholding*, em testes de acordo com item 2.2 deste trabalho.

As radiografias apresentadas na figura 2.1 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 2.1 (a) apresenta diferenças em relação a figura 2.1 (b) mesmo utilizando limiarização adaptiva. Percebe-se que na figura 2.1 (a) o tecido mole dos dedos foi removido por completo, mostrando as metáfises bem claramente, o que é importante para o método TW2. Na figura 2.1 (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 2.2 (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.

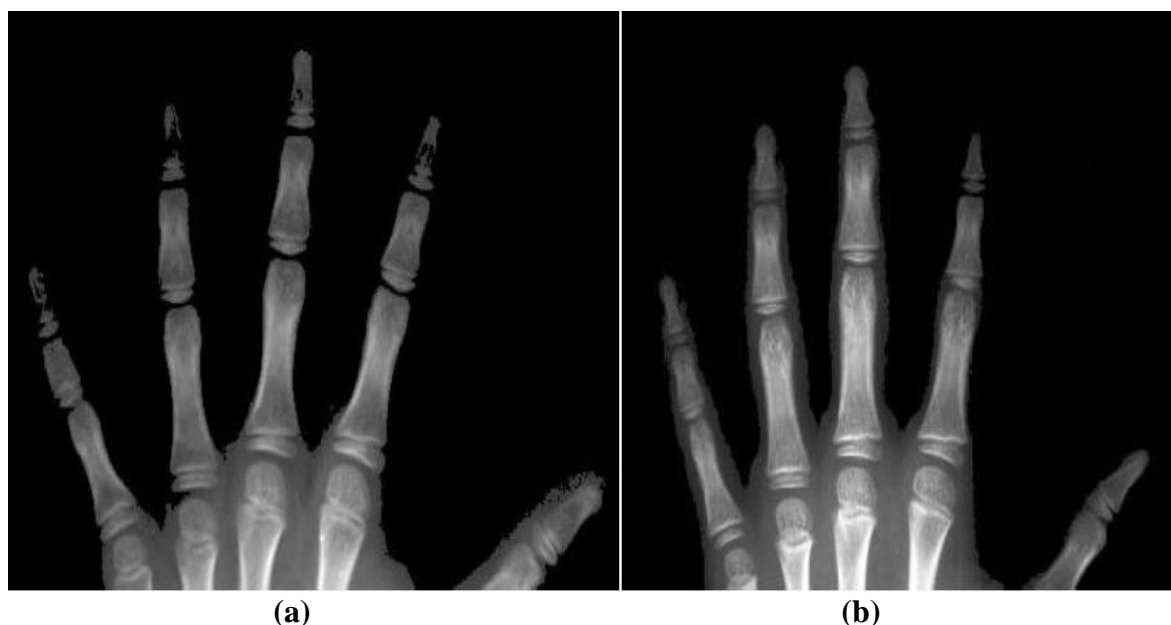


Figura 2.1 – Radiografias após *thresholding*
Fonte: Elaborado pelo autor (2015)

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.

Os resultados mais promissores dentre os trabalhos apresentados na pesquisa bibliográfica, foram os que utilizavam-se de segmentação no formato dos ossos. Dentre eles os estudos que utilizavam o ASM, como: Niemeijer [19], Vogelsang[8] e Mahmoodi[6], pois, por ser um processo interativo, o ASM move seus vértices em uma faixa de deformação e posiciona-os de acordo com o contorno dos ossos da imagem. Portanto, mesmo que haja falhas em trechos do contorno da imagem, ou que não estejam bem definidas, o ASM reconhece as posições dos vértices da imagem, definidos no estágio de treinamento. Por este motivo, utiliza-se bastante esta técnica em radiografias, que nem sempre apresentam boas condições de contraste.

Em relação a classificação das regiões de interesse nos respectivos estágios de maturidade óssea, alguns estudos como: Gross[14] e Pietka[2,16], utilizaram medidas dos ossos. Porém, a utilização de medidas demonstra problemas com a resolução da imagem. Além

disso, percebe-se que não é possível utilizar medições em estágios mais adiantados, as epífises desaparecem ao longo do processo de maturidade óssea quando se fundem com as falanges, e são elas que fornecem o grau de desenvolvimento ósseo.

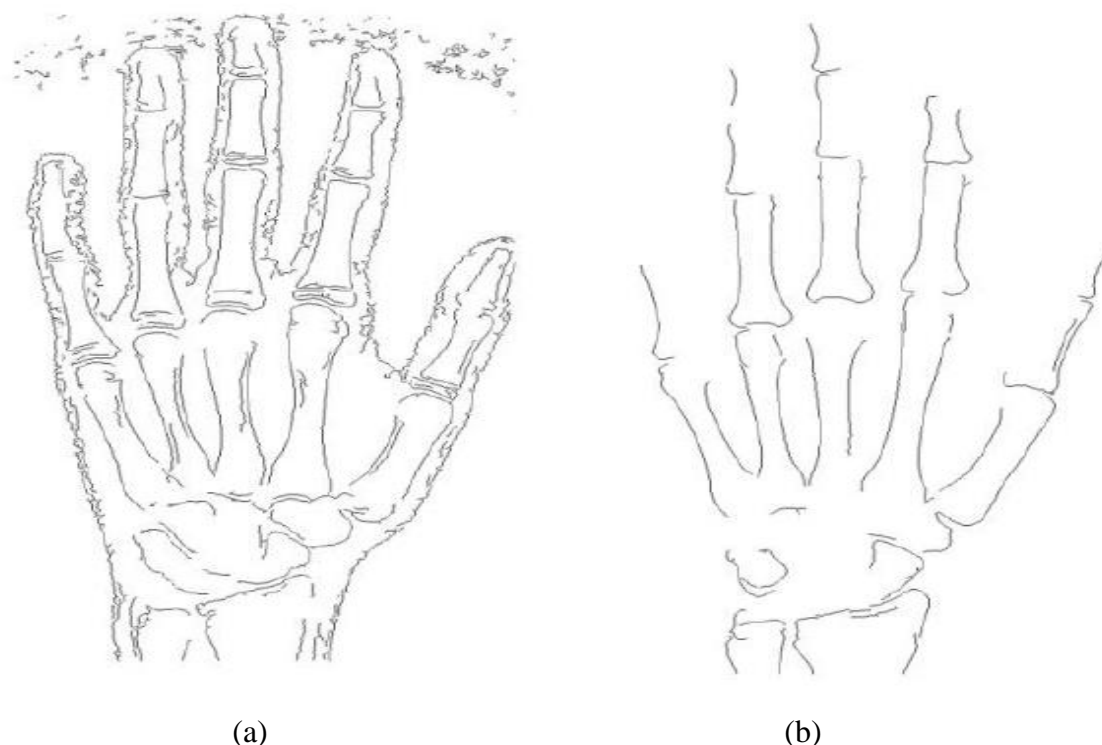


Figura 2.2 – Radiografias após operações de gradiente e limiarização
Fonte: Elaborado pelo autor (2015)

Silva [15] em seu trabalho deixou de analisar alguns centros de ossificação, perdendo a evolução dos níveis da maturidade óssea, prejudicando o diagnóstico da idade óssea em algumas idades.

O sistema CASAS apresenta vantagens quando realiza comparação entre imagens de referências (imagens obtidas através da média de várias radiografias) e regiões de interesse do método TW2, demonstrando desempenho do processo. Porém o sistema apresenta grande dependência do usuário para ajustar as regiões de interesse da radiografia de acordo com as imagens médias de referência do sistema, sugerindo como ótima a classificação, se os ajustes fossem realizados de forma confiável e automaticamente.

2.5. Considerações Finais

Foi demonstrado através deste capítulo uma pesquisa bibliográfica sobre classificação e localização de regiões de interesse, mostrando seus estágios de desenvolvimento ósseo. Também apresentou-se algumas vantagens e desvantagens dentre os algoritmos presentes na bibliografia. Após análise destas considerações, escolheu-se a melhor técnica de processamento digital de imagens para o desenvolvimento deste trabalho.

A seguir será apresentado no próximo capítulo algumas considerações sobre a avaliação da idade óssea e os métodos utilizados pelos profissionais de saúde para determinar a idade óssea.

3

ESTIMATIVA DA IDADE ÓSSEA

3.1. Introdução

Neste capítulo serão apresentados uma breve introdução para conhecimento da anatomia de uma mão, demonstração de como os profissionais da saúde (médicos, fisioterapeutas, odontologistas) estimam clinicamente a idade óssea, levantamento dos requisitos necessários para o desenvolvimento de uma ferramenta que detecte pontos de interesse em radiografias carpais e por fim as considerações finais.

3.2. Idade Óssea

De acordo com [20] quando combina-se informações como, peso, idade mental, idade dentária e idade óssea pode-se alcançar indicadores que demonstrem uma estimativa biológica de um indivíduo. Percebe-se que o tempo de um indivíduo desde o seu nascimento até sua idade atual (idade cronológica) não é suficiente para fornecer informações sobre seu crescimento.

Os termos idade óssea e maturidade óssea tem o mesmo significado e representam o nível de crescimento (desenvolvimento) de um esqueleto. Pode se afirmar que em crianças o crescimento ósseo é proporcional ao desenvolvimento sexual e mental, devido o início e fim dos períodos serem juntos [21]. Porém, na avaliação da idade óssea, é necessário utilizar características diferentes para os sexos, as meninas normalmente amadurem mais rápido [22].

Grandes benefícios são identificados quando realiza-se a determinação da idade óssea, dentre eles, pode-se citar expectativa de crescimento e estatura física quando adulto, a fisiologia do indivíduo, etc. Também podem ser identificadas diferenças entre idade cronológica e idade

óssea de um indivíduo devido a doenças ou distúrbios causados no crescimento, como, tireoide, hormônios, obesidade, e até mesmo a hemofilia. Por apresentar um baixo custo e a necessidade de um mínimo de tempo exposto à radiação, o exame de mãos e punhos apresenta-se como preferência em relação a outras áreas do corpo que também poderiam ser utilizadas para cálculo da idade óssea, como bacia, cotovelos, joelhos, etc.[23].

3.3. Utilização dos métodos clínicos para determinar a idade óssea

A partir de um padrão que apresenta o desenvolvimento ósseo de crianças saudáveis e normais, estima-se a idade óssea através da comparação, que corresponde à idade cronológica do indivíduo. Ou seja, na medicina compara-se a estimativa da idade óssea de um indivíduo (criança) com o desenvolvimento de outros indivíduos de mesma idade e sexo. Dentre os vários estudos que apresentam um padrão para a identificação da idade óssea, pode-se citar Eklöf & Ringertz [24], Tanner & Whitehouse [25] e Greulich & Pyle [26] como os três principais, mas na medicina e na pesquisa Tanner & Whitehouse e Greulich & Pyle se destacam [27,28,29].

O método ER - Eklöf & Ringertz foi desenvolvido através de pesquisa com crianças suecas, totalizando 1013, todas com idades entre 1 e 15 anos e ambos os sexos. O método ER utiliza-se dos ossos hamato e capitato avaliando largura e comprimento, no osso rádio avalia-se a epífise distal, nos ossos metacarpos II, III e IV e nos ossos falanges proximais dos dedos II e III, avalia-se o comprimento.

Através de pesquisas, conforme [30] o método GP - Greulich & Pyle é o mais utilizado pela medicina, tais pesquisas o justificam pela agilidade em que ele proporciona na estimativa da idade óssea. É um método que utiliza-se da habilidade médica na inspeção visual de radiografias carpais do paciente comparando com as imagens apresentadas no método GP através de seu atlas e identificando maior semelhança no padrão. Já o método TW – Tanner & Whitehouse, apresenta uma classificação através de pontuação aos centros de ossificação, essa pontuação obtida é somada, posteriormente obtém-se um índice para identificar a maturidade

óssea através das tabelas do método TW2 que faz uma comparação entre idade e pontuação. As pontuações são diferentes para meninas e meninos.

Estudos mostram que ambos os métodos TW2 e GP apresentam diferenças significativas na medicina na avaliação da idade óssea. Porém o método TW2 tem apresentado maior potencialidade por apresentar maior precisão [31]. Vale lembrar que ambos os métodos avaliam a idade óssea sempre utilizando radiografias da mão esquerda.

Será apresentado a seguir, para melhor entendimento de alguns termos posteriormente explicados, uma apresentação da anatomia da mão. Conforme mostra a figura 3.1, são apresentados os nomes dos ossos de uma mão em fase adulta. Dedos longos (falanges distal, média e proximal), polegar (falanges distal e proximal), metacarpos, a região carpal (trapezoide, trapézio, escafoide, semilunar, piramidal, hamato e capitato) e os ossos rádio e ulna.

Quando criança, nas falanges da mão são encontrados os centros de ossificação apresentados pelos métodos GP e TW2. Atingindo a fase adulta, os ossos se fundem e não percebe-se mais isoladamente os centros de ossificação. Analisando o dedo de uma criança em desenvolvimento, conforme mostra a figura 3.2, logo abaixo, percebe-se boa visibilidade do centro de ossificação, além da metáfise, epífise e a diáfise, que o constituem. O centro de ossificação é então o ponto de interesse para se determinar a idade óssea.

Inicialmente em 1950 Todd[32] realizou vários estudos dando início ao método GP, que um pouco mais tarde, juntamente com Greulich e Pyle que através da visualização de radiografias, realizaram comparações visuais de 30 ossos da mão, entre imagens radiografias de um atlas e a radiografia analisada no momento. Ao analisar os 30 ossos da mão e punho o método GP ao longo do processo de maturação descreve os estágios de desenvolvimento, conforme observados na figura 3.3. Observa-se que não há uma metodologia utilizada na comparação da radiografia do momento em estudo e os padrões apresentados no atlas, apesar das descrições dos ossos caracterizarem os estágios de desenvolvimento.

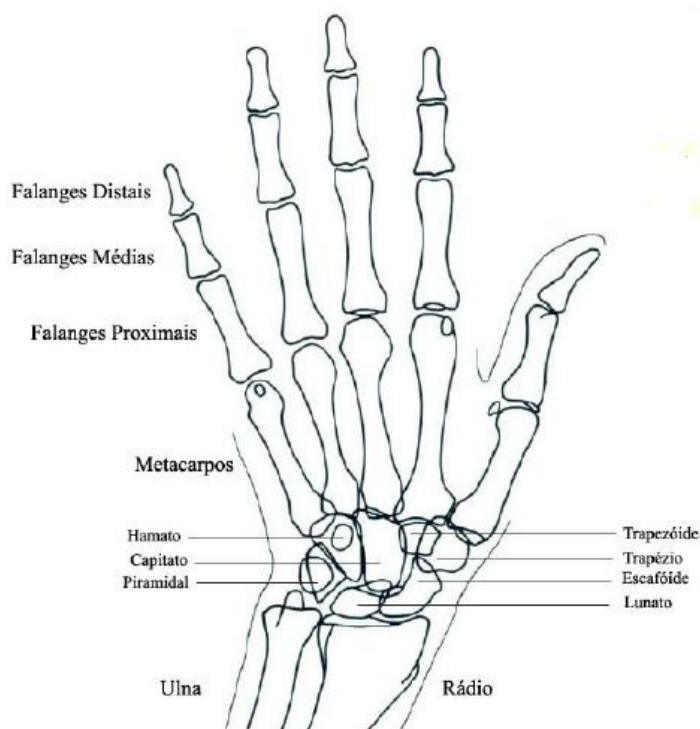


Figura 3.1 – Apresentação dos ossos da mão
Fonte: Tanner [35]



Figura 3.2 – Centro de ossificação e partes constituintes
Fonte: Tanner [35]

As imagens constantes do atlas de Greulich e Pyle foram adquiridas a partir de crianças de ambos os sexos e norte americanas com nível sócio-econômico alto.

Como se tinha definido uma metodologia para avaliação das radiografias, os médicos seguiam alguns passos. Primeiramente identifica-se o sexo da criança, pois o atlas é dividido

em imagens de radiografias de crianças do sexo masculino e imagens de radiografias de crianças do sexo feminino. Conforme [22] esta informação é relevante para avaliação da idade óssea, devido ao fato de que crianças do sexo feminino alcançam maturidade óssea mais cedo do que os meninos. Em seguida identifica-se no atlas a radiografia que apresenta maior semelhança com a radiografia do momento em estudo e observa-se também as radiografias adjacentes, com maior idade e menor idade. O médico então, procura por características que possam indicar um adiantamento ou retardo no desenvolvimento ósseo da criança, como por exemplo, o formato das epífises, a fusão entre epífises e metáfises, ausência de centro de ossificação, etc.

Em 1959 [33] é apresentado o método TW2 pelos próprios autores Tanner e Whitehouse. Além de conhecer o método GP, os mesmos não concordavam em alguns aspectos, segundo eles era visível a fraqueza apresentada devido a subjetividade do método. Tanner e Whitehouse percebiam que o método não era claro sobre como inferir em uma idade óssea quando alguns ossos não apresentava um estágio de desenvolvimento mais avançado que outros ossos em uma mesma radiografia. Ou seja, os médicos sempre avaliavam uma radiografia olhando o todo quando realizavam comparações com os padrões do atlas, e muitas vezes não obtiam uma correspondência exata.

Outro ponto fraco no método GP apontado por Tanner e Whitehouse era a utilização da idade como uma escala de maturidade, e segundo a população estudada não apresenta relação de grandeza constante. Eles acreditavam que o crescimento ósseo se colocado em uma escala deveriam se basear em um conjunto de padrões de maturidade, que posteriormente através de coeficientes específicos à cada população poderiam ser convertidos para sua idade. Obviamente conforme [31] estes coeficientes seriam obtidos através do relacionamento entre a maturidade óssea e a idade cronológica.

Pensando em melhorias Tanner e Whitehouse dividiu as etapas de crescimento dos ossos em estágios, atribuindo uma letra e uma pontuação (*escore*). Sendo que, ao final da análise dos ossos, a pontuação seria somada e em seguida determinada a idade óssea.

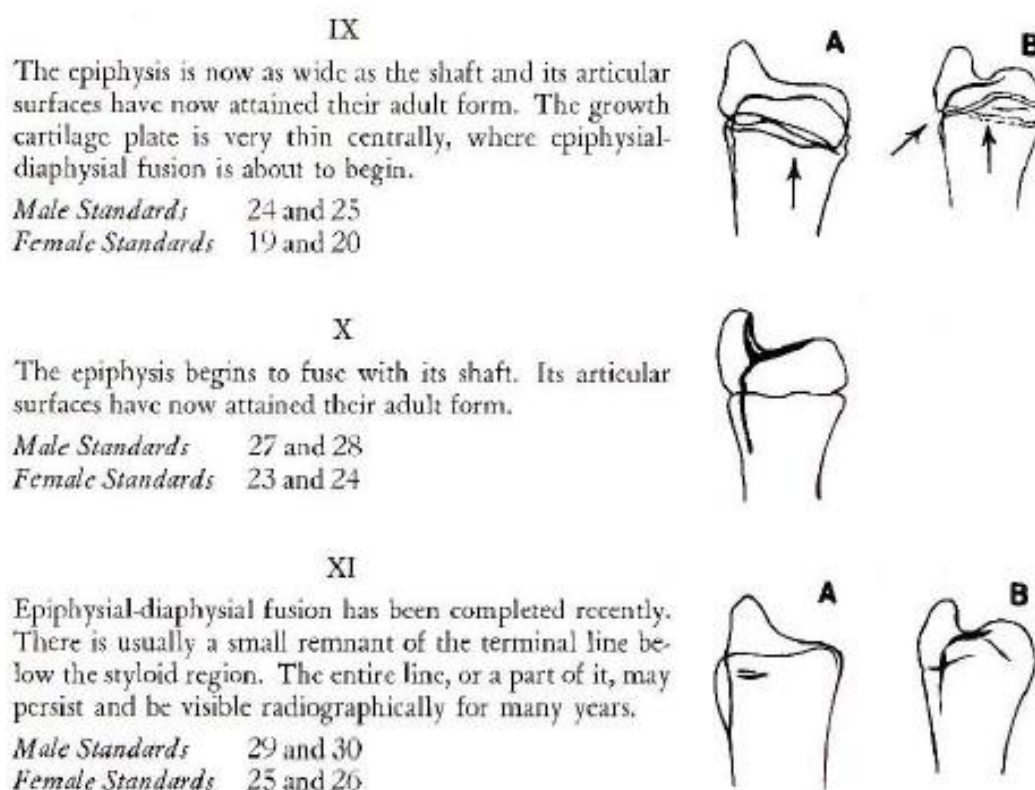


Figura 3.3 – Exemplo de descrição de estágios do método GP

Fonte: Todd [32]

Conforme descrito em [34] o método TW2 desenvolveu-se a partir da avaliação de radiografias de crianças que encontravam-se em condições sociais e econômicas médio-baixa, mas com desenvolvimento fisiológico considerado normais. Foram adquiridas radiografias em um período de 6 meses a 12 anos, com intervalos de 6 meses. A escolha dos estágios para determinar a pontuação, foram realizadas conforme estavam presentes em todas as radiografias. Quando algumas características apresentavam-se em apenas algumas radiografias, eram desprezadas. Verifica-se que nem todos os ossos possuem a mesma quantidade de estágios, Tanner e Whitehouse escolheram a quantidade conforme a diferença entre dois estágios pudessem ser discerníveis. A pontuação também apresenta uma ponderação para corrigir discrepâncias em relação ao nível de desenvolvimento dos ossos. As crianças do sexo feminino

(menina) apresentam maturidade óssea mais cedo, em relação as crianças do sexo masculino (meninos), por este motivo as pontuações são diferentes para meninas e meninos.

Tanner e Whitehouse identificaram que para os ossos do carpo, as informações do desenvolvimento ósseo são de pouca utilidade em crianças mais velhas. Sendo assim, eles dividiram o método TW em 3 opções: o método TW-20, conforme o próprio nome demonstra, são avaliados os 20 ossos da mão, sendo eles os ossos dos dedos longos e polegar, os ossos do punho e do carpo; o método TW-RUS (*Radio, Ulna e Short finger bones*), muito parecido com o TW-20, porém retira-se os ossos carpais; e o método Carpal, onde apenas os ossos do carpo são analisados [35].

Dentre os vários trabalhos apresentados, a grande maioria utiliza-se das siglas TW1, TW2 e TW3 quando se referem ao método de Tanner e Whitehouse. O estudo desta dissertação baseia-se no método TW2.

Conforme informado nos 2 parágrafos anteriores, as 3 possibilidades de identificação do método TW (TW1, TW2 e TW3) surgiram através de revisões propostas a partir de 1962 [34] com o método TW1, considerado a versão original, que atribuía pontuação para os 20 ossos. O TW2 foi considerado uma segunda revisão do método realizada em 1975, ainda muito conhecido como TW2-20, pois conservava os 20 ossos, porém nesta revisão algumas alterações significativas foram realizadas, sendo elas:

- a) Apresentação de pontuação separada para as regiões RUS e Carpal;
- b) Para a ulna, o rádio e alguns ossos carpais foram retirados os estágios finais de desenvolvimento;
- c) Separou-se a pontuação para os sexos feminino e masculino[25];
- d) Em 1983 houve alterações na predição de estatura na idade adulta[36];

Posteriormente em 2001 uma nova revisão é realizada, alterando o método TW2 e chamando-o de TW3. Nesta revisão alterou-se novamente as equações de cálculo de estatura para idade adulta, permaneceu os sistemas RUS e Carpal e exclui-se o TW2-20 [36].

A figura 3.4 apresenta um conjunto de imagens que mostra os estágios de desenvolvimento de um osso de B a I. A utilização do atlas é bem direta, pois realiza-se a comparação dos ossos da radiografia que mais se assemelha com o conjunto de imagens do atlas, escolhendo-se o método (RUS, Carpal ou TW2-20). Após a análise de todos os ossos, calcula-se a pontuação dos mesmos, obtendo uma pontuação final, sendo esta a soma de todos as pontuações individuais e, de acordo com uma tabela de conversão proposta pelo atlas, determina-se a idade cronológica a partir da conversão da pontuação final.

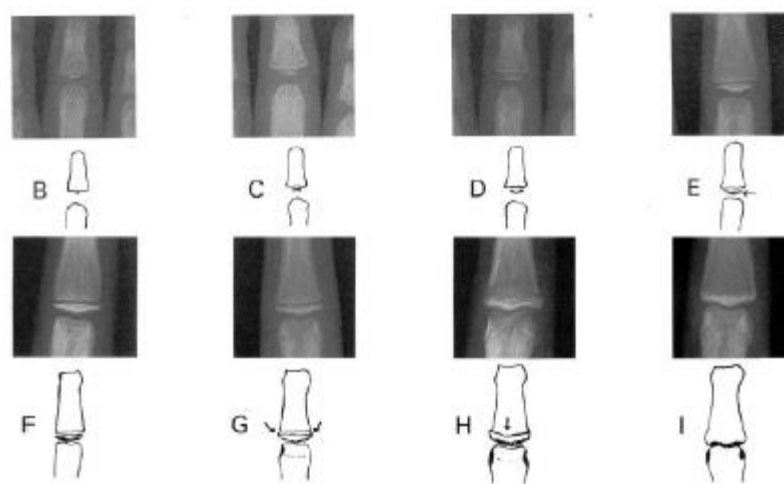


Figura 3.4 – Exemplo de estágios de desenvolvimento ósseo
Fonte: Tanner [35]

Apesar da classificação direta no método TW2, ele chama bastante à atenção quanto a interpretação da classificação do estágio, pois possui mudanças importantes entre eles, além de características obrigatórias naquele estágio para sua classificação. O atlas possui textos que explicam e auxiliam nestas interpretações.

3.4. Determinação da Idade Óssea Através de um Sistema Computacional

Avaliando os métodos apresentados no capítulo 2 desta dissertação, e a prática médica, o método mais indicado para implementação é o Tanner e Whitehouse (TW2).

Um sistema computacional deve seguir algumas etapas ao produzir um diagnóstico a um paciente sobre sua idade óssea. Pensando na realização manual, tais etapas são cotidianas ao médico, mas que apresentam complexidade quando a determinação da idade óssea é realizada por um sistema assistido por computador.

Inicialmente o sistema deve analisar radiografias digitais de mãos e punhos para verificar se estão normalizadas. São muitas as características que podem diferenciar as radiografias umas das outras, tais como, a rotação da mão, presença de marcadores e posição da mão na imagem. Dependendo de como o técnico de raios-x (pessoas que normalmente operam os aparelhos de raios-x em clínicas e hospitais) posiciona o paciente, irá determinar a posição e a rotação da mão nas imagens. Outra característica normalmente presente nas radiografias são os marcadores, muitas vezes chamados de rótulos, é uma identificação colocada em determinados pontos da radiografia para identificar dados do paciente na clínica ou hospital. Sendo necessário ao sistema computacional automático remover estas marcações, bem como corrigir a rotação e posição da mão na radiografia.

Logo em seguida é interessante que o sistema busque todos os pontos de interesse necessários na imagem. Lembrando que o método a ser implementado será o TW2. Mas dependendo da variação do método (TW2, RUS, Carpal) apresentarão pontos de interesse distintos.

Posteriormente a identificação dos pontos de interesse e seus estágios de desenvolvimento, o sistema deve identificar para cada ponto de interesse o estágio correspondente, e conseqüentemente uma pontuação para cada estágio. Portanto, após identificar todos os pontos de interesse, pode-se calcular a pontuação final e consultando a tabela do atlas estimar a idade óssea em anos.

Para melhor entendimento das etapas acima mencionadas, segue uma relação sequencial:

- 1) Excluir das radiografias os marcadores ou rótulos.

- 2) Acertar o posicionamento e a rotação da mão de acordo com o método clínico.
- 3) Identificar o contorno da mão (realizar separação entre o tecido e o fundo da imagem).
- 4) De acordo com o método clínico utilizado, identificar os pontos de interesse necessários para realizar a pontuação.
- 5) Atribuir um estágio de desenvolvimento a cada ponto de interesse.
- 6) Após a classificação de cada ponto de interesse, calcular a idade óssea.

O bom resultado de uma etapa é dependente do resultado de uma etapa anterior, ou seja, é importante que a sequência das etapas enumeradas anteriormente sejam seguidas.

3.5. Ponderações para Etapas de um Sistema Computacional

Os passos apresentados na seção anterior demonstram o que é necessário para se ter um sistema computacional automatizado. Apesar do capítulo 2 apresentar uma revisão da bibliografia para o assunto, neste trabalho não foi implementado todos os passos. Foram implementados apenas os passos 3, 4 e 5, os quais serão discutidos com mais informações no capítulo 5. A respeito dos passos apresentados na seção anterior, segue algumas informações para contribuição no sistema computacional.

3.5.1 – Posicionamento da Mão

Conforme mostrado na figura 3.5, normalmente as radiografias não apresentam a mão na posição correta, de acordo com o que é exigido pelo método TW2. Normalmente este problema ocorre devido a várias circunstâncias, tais como, tipo da instrução dada ao radiologista, tamanho da mão do paciente, o tamanho do *écran* radiográfico, etc. Como os radiologistas em geral utilizam do método GP, não procuram seguir o padrão do método TW2. Sendo assim, na grande maioria dos hospitais e clínicas do Brasil, as imagens adquiridas estão posicionadas de acordo com a figura 3.6.



Figura 3.5 – Posição exigida pelo método TW2.
Fonte: Tanner [35]



Figura 3.6 – Radiografia carpal fornecida pelos hospitais e clínicas no Brasil
Fonte: Elaborada pelo autor (2014)

De acordo com a literatura percebe-se que em grande parte dos hospitais e clínicas utilizam-se aparelhos de raios-x digital, onde o técnico em raios-x já corrige a posição da mão no momento da edição das imagens. Para este trabalho foram utilizadas radiografias adquiridas no Hospital de Clínicas de Uberlândia – MG e no Hospital Universitário de Santa Maria - RS

que apresentavam um número diversificado de tamanho dos écrans das radiografias, marcadores nas radiografias, posição das mãos e muito comuns, alterações na nitidez e contraste das imagens. Mas, para que os próximos passos possam dar continuidade corretamente, foi necessário alinhar a imagem conforme exigido pelo método TW2. Para o desenvolvimento desta dissertação foi utilizado um scanner especializado em mídias transmissivas, ou seja, para filmes radiográficos e fotográficos, após o escaneamento as imagens eram posicionadas e recortadas.

3.5.2 – Contorno da mão

Para o método TW2 faz-se necessário localizar a mão e realizar a separação em relação ao fundo preto da imagem da radiografia, isso porque, os pontos de interesse estão dentro da área que a mão ocupa. Como o fundo da imagem não apresenta um valor uniforme de preto devido ao efeito Heel [18] e seu gradiente, não é possível simplesmente utilizar técnicas de *thresholding* para eliminar o fundo. Complementando ainda que os marcadores e rótulos que as clínicas e hospitais utilizam para identificar os pacientes dificultam essa localização.

Foram apresentadas algumas técnicas de identificação de contorno no capítulo 2, porém, para este trabalho será descrito os detalhes no capítulo 5 desta dissertação.

3.5.3 – Identificação dos pontos de interesse

Para o método TW2, inicialmente é necessário identificar os pontos de interesse, também conhecidas como “região de interesse”, para que posteriormente possa-se proceder com a classificação dos estágios da região de interesse.

Como já informado antes o método TW possui 3 divisões de pontuação (TW-20, RUS e Carpal) [35], o método RUS classifica 13 pontos de interesse. O método Carpal classifica 7 pontos de interesse, e totalmente diferentes do método RUS. E finalmente o método TW2 classifica 20 pontos de interesse os quais fazem parte o RUS e o Carpal. Sendo assim, dependendo dos pontos de interesse que for localizado, altera-se as pontuações. Cada conjunto

de pontos de interesse podem exigir técnicas adequadas para sua localização, devido suas características. Para este trabalho foi implementado algoritmos que localizem os pontos de interesse presentes nos dedos.

3.5.4 – Atribuição de um estágio ao conjunto de pontos de interesse

No método TW é atribuído uma pontuação aos pontos de interesse após classificação, sendo a pontuação determinada pelos estágios. No atlas do método TW os estágios são chamados de B, C, D, E, F, G, H e I, além de possuir descrições, imagens e desenhos que serão utilizados pelo sistema computacional no momento da classificação.

Analisando como exemplo duas citações referente as descrições dos estágios:

Estágio E: a porção central da fronteira proximal engrossa e cresce em direção à falange adjacente, adquirindo seu formato troclear.

Verifica-se que no estágio E a forma do osso é mais importante do que medidas de distância.

Estágio D: o diâmetro máximo da epífise é a metade ou maior que a largura da metáfise.

No estágio D, a medida do diâmetro da epífise em relação à largura da metáfise é mais importante.

Ambas as citações foram traduzidas do original em Inglês [35]. Percebe-se que em geral, a classificação de um estágio é determinada pelo centro de ossificação, sendo uma solução para o método TW2, porém, não pode-se descartar as informações de medidas de distância.

3.6. Considerações Finais

Neste capítulo além de apresentar as definições de idade óssea, foram também apresentadas considerações para estimativa da idade óssea realizada por um sistema

computacional. Incluiu-se neste capítulo uma descrição breve da anatomia da mão. Apresentou-se requisitos técnicos para o desenvolvimento de um sistema assistido por computador com suas etapas e respectivas considerações.

O próximo capítulo apresenta os conceitos teóricos do AAM, suas modelagens estatísticas e a identificação dos objetos na imagem.

4

ACTIVE APPEARANCE MODELS

4.1. Introdução

Dentre os vários algoritmos apresentados nesta dissertação que trabalham com classificação, segmentação e localização de regiões de interesse, alguns deles apresentam a utilização do AAM – Active Appearance Models. Como esta técnica ainda não foi testada e avaliada em processamento de imagens radiográficas, este trabalho aborda os aspectos teóricos do AAM, apresenta a modelagem estatística, o modelo estatístico da forma, o modelo estatístico de textura, o modelo estatístico combinado, e a busca de objetos na imagem para o alinhamento das formas. Por fim, serão apresentadas as considerações finais deste capítulo.

4.2. Definição de Modelos Deformáveis

Nos inúmeros trabalhos de técnicas de segmentação que tem surgido recentemente, percebe-se a apresentação com sucesso da utilização de modelos deformáveis. Na área médica é grande o número de utilização desta técnica devido ao formato genérico dos objetos que necessitam ser segmentados e que apresentam suaves diferenças entre os objetos. Por exemplo, a identificação da posição de um órgão em um exame de ultrassonografia. Com isso, os modelos deformáveis apresentam-se com grande funcionalidade. Em Staggmann [38] são identificados vários modelos, porém os mais conhecidos são: Active Appearance Models, Active Shape Models, Snakes e Active Blobs. Para este trabalho foi escolhido o AAM - Active Appearance Models, proposto por Cootes [39,40].

O que define um modelo deformável de acordo com [41], é a característica de otimização aplicada a uma determinada imagem, que através da deformação de um contorno identifica um objeto conhecido nesta imagem.

O treinamento de um modelo deformável pode ser calculado através de restrições sofridas dentro de parâmetros que são previamente calculados. Sendo assim, pode-se dizer que o AAM é um modelo estatístico que trata da forma e textura do objeto, que se utiliza da deformação para aproximar-se do objeto na imagem.

Neste trabalho serão usadas as características de forma do AAM, para representar um conjunto de n pontos. Sendo utilizadas imagens digitalizadas de radiografias em 2 dimensões, que se relacionam com abscissas de um plano cartesiano, bem como suas coordenadas.

Por ser um modelo estatístico o AAM permite realizar comparação entre a similaridade dos parâmetros extraídos da forma antiga e a nova forma. Outra possibilidade é a definição de novas formas que apresentem similaridade a um padrão de treinamento. Ou seja, define-se manualmente os n pontos marcando-os individualmente, porém, realizando tal atividade em cada imagem do conjunto de treinamento. Vale destacar que normalmente imagens variam uma das outras, principalmente em se tratando de imagens radiográficas, portanto, as coordenadas serão diferentes em cada imagem.

Para definição da forma de um objeto são utilizados os chamados marcos – *landmarks* – nos contornos de um objeto. Tipicamente os marcos apresentam-se nas imagens do conjunto de treinamento. Olhando um retângulo pode-se dizer que seus vértices são pontos típicos, destacando-se como os marcos. Geralmente posiciona-se novos marcos intermediários entre os já existentes para melhor definição do contorno do objeto, pois os presentes não são suficientes.

4.3. Modelagem Estatística

Em uma experiência pode-se considerar x (variável aleatória) como uma função que atribui um resultado. Por exemplo, analisando os seres humanos percebe-se que somos

formados por elementos básicos, boca, olhos e nariz. Apesar de cada ser humano apresentar características específicas para o olho, cores diferentes, uns mais esticados, diferenças no formato e textura, todo ser humano possui olho. Portanto, cada elemento de uma radiografia pode ser considerado como uma variável aleatória.

O AAM é considerado um algoritmo eficiente na modelagem de um objeto baseando-se na decomposição de formas e texturas submetidos a um treinamento [21,22]. Muito aplicado em reconhecimento de faces e expressão facial, o AAM possibilita redução de dimensionalidade, o que resulta na diminuição de custo computacional. Sendo mais um atrativo para utilização no reconhecimento de regiões de interesse em radiografias carpais.

Para se aplicar então o modelo AAM se faz necessário um conjunto de imagens (amostras) que possam representar a variável aleatória que será modelada. No caso das regiões de interesse o conjunto de treino é formado por outras imagens que apresentem vários estágios ósseos. A delimitação da região de interesse será realizada por marcações (*landmarks*) que constituem seu contorno. É importante que todas as imagens do banco de dados possuam as regiões de interesse para que as características de classificação do estágio correto possam ser extraídas.

A formação do banco de dados de imagens é fundamental para o sucesso das análises, as imagens de entrada demandam um bom pré-processamento na localização dos ossos, ou seja, um mal posicionamento da mão ou rotação da imagem, pode prejudicar uma boa modelagem da região de interesse.

4.4. Modelagem das Formas

Os n pontos (x_i, y_i) de uma imagem utilizados para definir a forma de um objeto devem ser apresentados em um vetor x de $2n$ elementos, onde por exemplo $x = (x_1, \dots, x_n, y_1, \dots, y_n)^T$. Quando o conjunto de treinamento apresenta s imagens, necessita-se gerar s vetores x .

Para um espaço dimensional nd que anteriormente havia-se definido um conjunto de formas pelos s vetores de x foram distribuídos os vetores, considerando-se d o número de dimensões e n os pontos de definição da forma. Percebe-se então, que, é possível reproduzir novas formas, semelhantes ao treinamento original, em modelos estatísticos. Por exemplo, para um modelo M , tal que $x_M = M(b)$ (b é o vetor de parâmetros do modelo). A partir de b no modelo M gera-se novas formas x_M que estarão presentes no conjunto de treinamento e serão semelhantes.

A utilização do PCA – *Principal Component Analysis* apresenta a proposta de simplificação do problema reduzindo suas dimensões, o que permite aproximar os pontos originais utilizando menor número de parâmetros nd [21].

Calcula-se primeiramente a média das s formas, de acordo com a equação (4.1).

$$\bar{x} = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s x_i . \quad (4.1)$$

Logo em seguida, de acordo com a equação (4.2), calcula-se a covariância.

$$S = \frac{1}{s-1} \sum_{i=1}^s (x_i - \bar{x})(x_i - \bar{x})^T . \quad (4.2)$$

E por fim, são calculados os autovetores e autovalores da matriz de covariância. Sendo que os t maiores autovetores que se relacionam com os autovalores λ_i , são armazenados em uma matriz $\Phi = (\Phi_1|\Phi_2|\dots|\Phi_n)$, podendo aproximar os elementos do conjunto de treinamento x , conforme equação (4.3) abaixo.

$$x \approx \bar{x} + \Phi b \quad (4.3)$$

b é o vetor de t elementos, conforme cálculo demonstrado na equação 4.4.

$$b = \Phi^T (x - \bar{x}). \quad (4.4)$$

Percebe-se que para o modelo deformável, b representa então o conjunto de parâmetros. Quando altera-se os elementos deste vetor, x sofre uma variação em sua forma. Há uma restrição para que os elementos de b permaneçam dentro de uma faixa $\pm m(\sqrt{\lambda_i})$, sendo que, λ_i representa dentro de uma matriz Φ os maiores autovalores de t e m normalmente terá seu valor entre 2 e 3. Avaliando os elementos de b verifica-se uma restrição de valores, que, em uma determinada variância de pontos, pode limitar o objeto em relação a deformação do contorno.

Escolhe-se os t autovetores que devem ser mantidos para que o modelo possa expressar uma determinada porção de elementos do conjunto de treinamento, que seria uma f_v (proporção), como exemplo, $f_v = 80\%$. A partir da matriz de covariância do conjunto de treinamento extrai-se os autovalores de λ_i , sendo que através da soma total dos autovalores obtém-se a variância total ($V_T = \sum \lambda_i$). Conforme a inequação 4.5, t é quem está satisfazendo como menor valor da matriz Φ se necessário criá-la, onde t seria o número de autovetores utilizados.

$$\sum_{i=1}^t \lambda_i \geq f_v V_T \quad (4.4)$$

4.5. Causas na Alteração dos Parâmetros do Modelo

Conforme a figura 4.1, o próprio Tim Cootes [22] utilizou imagens de sua mão marcando os 72 pontos que delimitam o contorno da mão como exemplo de uma deformação para treinar o AAM.

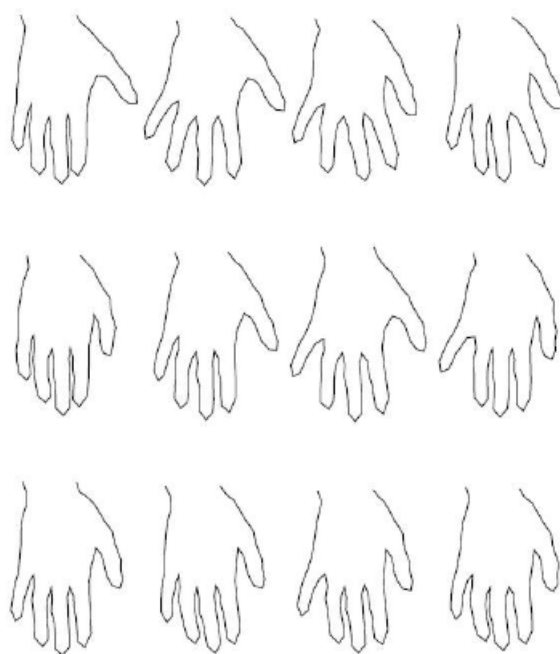


Figura 4.1 – Contornos de mão utilizados para treinamento do AAM
Fonte: Cootes [40]

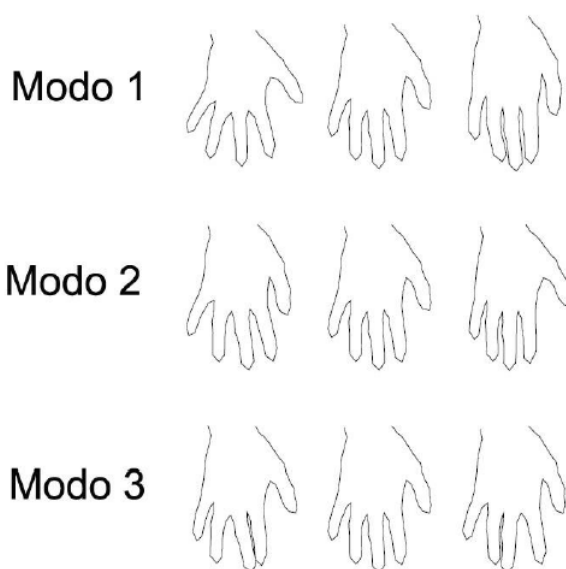


Figura 4.2 – Modos do AAM e suas variações
Fonte: Cootes [40]

Portanto, conforme modelo estatístico, utilizando-se de 18 contornos, Cootes[22] realiza o cálculo do AAM a partir da criação de novas instâncias, apresentado na figura 4.2. De acordo

com os desenhos da figura 4.1, ele separa em modos. Sendo, o 1º modo as formas resultantes após alteração dos valores do primeiro elemento do vetor b ; o 2º modo resulta nas formas obtidas após alteração do segundo elemento do vetor b ; e assim continuamente. Observa-se na figura 4.2 que a imagem central representa a forma média, assim como, as imagens posicionadas à direita e a esquerda são resultados da alteração do parâmetro $\pm m(\text{sqrt}(\lambda_i))$. Ainda em relação a imagem 4.2, pode-se ver que a variação nas deformações, não diferenciam nos contornos (aparência) no conjunto de treinamento. Sendo assim, as formas geradas de acordo com a equação 4.3 são consideradas “aceitáveis” do modelo.

4.6. Junção entre o Conjuntos de Pontos e o Modelo

Inicialmente é importante entender que as formas geradas por um modelo AAM estão organizadas em um sistema de coordenadas. E para que se realize a busca de uma forma em um modelo, considera-se, além das formas “aceitáveis” dentro dos parâmetros de b , as transformações de rotação, escala e translação, isto representa demonstrar que os parâmetros da forma estão sempre em função de b , em função de sua posição (X_t , Y_t), da orientação (θ) e da escala (s). A equação 4.6 representa bem esta transformação.

$$T_{X_t, Y_t, s, \theta}(\bar{x} + \Phi b) \quad (4.6)$$

A equação 4.7 demonstra um exemplo onde T aplica uma transformação em um ponto (x,y).

$$T_{X_t, Y_t, s, \theta} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} X_t \\ Y_t \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} s \cos \theta & s \sin \theta \\ -s \sin \theta & s \cos \theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \quad (4.7)$$

Conforme equação 4.8 que se apresenta minimizada, os parâmetros de b e a “pose” encontrada, casam o modelo x com uma instância dos pontos da imagem Y , considera-se que o

resultado da soma dos quadrados das distâncias entre os pontos da imagem e o modelo devem ser minimizados.

$$\left| Y - T_{X_t, Y_t, s, \theta}(\bar{x} + \Phi b) \right|^2 \quad (4.8)$$

Será de forma interativa a minimização da equação 4.8, conforme os passos abaixo:

- a. Iguala-se a zero todos os parâmetros do vetor b ;
- b. Gera-se a instância do modelo;
- c. Proporcionar o melhor alinhamento entre a forma de x e os pontos de Y através dos parâmetros (X_t, Y_t, s, θ) ;
- d. Conforme equação 4.9, inverte-se os parâmetros no sistema de coordenadas do modelo para projetar Y ;

$$y = T_{X_t, Y_t, s, \theta}^{-1}(Y) \quad (4.9)$$

- e. Projeta-se y no plano tangente ($media(x)$) aplicando o fator de escala $1/(y(media(x)))$;
- f. Através da equação 4.10, atualiza-se os parâmetros do modelo para a junção com y ;

$$b = \Phi^T (y - \bar{x}) \quad (4.10)$$

- g. Restringe-se os valores de b de forma a mantê-los dentro da faixa $\pm (sqrt(\lambda_i))$;
- h. E por último, verifica-se se a convergência ocorreu com sucesso. Caso não, deve-se retornar ao passo b.

Quando a interação não apresenta mudanças consideráveis nos parâmetros, verificamos que ocorreu a convergência.

4.7 Organização para 2 Formas

Observando-se o passo *c* do algoritmo apresentado na seção anterior, verifica-se que é realizado uma busca nos parâmetros de rotação, escala e translação (X_b, Y_b, s, θ) proporcionado uma melhor organização (alinhamento) a instancia do modelo e um outro conjunto de pontos.

Para melhor demonstração de como esta organização funciona, considere x e x' sendo 2 formas bidimensionais, onde x representa n pontos (x_i, y_i) e assim como, x' representa n pontos (x'_i, y'_i) , em seguida, necessita-se encontrar os parâmetros de transformação T , que quando aplicado a x irá proporcionar um melhor alinhamento com x' .

A equação 4.11 apresenta-se minimizada após a escolha dos parâmetros de T . Portanto o melhor alinhamento é confirmado através da transformação minimizada da soma dos quadrados das distancias, apresentadas pelas 2 formas.

$$E = |T(x) - x'|^2 \quad (4.11)$$

Olhando a equação 5.12 percebe-se que as alterações em deslocamento, rotação e escala, são “autorizadas” pela transformação T .

$$T_t(x) = \begin{pmatrix} a & -b \\ b & a \end{pmatrix} x + \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \end{pmatrix} \quad (4.12)$$

Sendo $a = s \cos(\theta)$ e $b = -s \sin(\theta)$, s o fator de escala, θ o ângulo de rotação e t_x e t_y indicando a translação. Estes parâmetros são demonstrados na equação 4.13.

$$\begin{pmatrix} S_{xx} + S_{yy} & 0 & S_x & S_y \\ 0 & S_{xx} + S_{yy} & -S_y & S_x \\ S_x & -S_y & n & 0 \\ S_y & S_x & 0 & n \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a \\ b \\ t_x \\ t_y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} S_{xx'} + S_{yy'} \\ S_{xy'} - S_{yx'} \\ S_{x'} \\ S_{y'} \end{pmatrix} \quad (4.13)$$

onde:

$$\begin{aligned} S_{xx} &= \sum x_i^2, \quad S_{yy} = \sum y_i^2, \quad S_x = \sum x_i, \\ S_y &= \sum y_i, \quad S_{xx'} = \sum x_i x'_i, \quad S_{yy'} = \sum y_i y'_i, \\ S_{xy'} &= \sum x_i y'_i, \quad S_{yx'} = \sum y_i x'_i, \quad S_{x'} = \sum x'_i, \quad S_{y'} = \sum y'_i. \end{aligned}$$

Então, percebe-se que a equação 4.11 consegue demonstrar $t = (a, b, t_x, t_y)^T$ sendo os parâmetros da transformação $T(x)$ que por meio da escala s , da translação t_x e t_y e da rotação θ consegue aproximar x de x' .

4.8. Busca da Forma na Imagem

Para uma imagem que se pretende encontrar um objeto de determinado modelo, ajusta-se inicialmente uma instância do AAM realizando uma aproximação inicial. Uma forma X do objeto no sistema de coordenadas é definido a partir dos parâmetros do vetor b . Com isto, utilizando-se da equação 4.6 é criado uma instância X' com as coordenadas da imagem, podendo alterar os parâmetros de b e transformando a translação, rotação e escala.

Veja a seguir como a iteração de ajuste da instância X ocorre:

- Identificar a melhor posição dos pontos X'_i examinando no contorno de cada ponto X_i uma região da imagem;
- Para se obter um melhor ajuste dos novos pontos encontrados de X , atualiza-se os parâmetros (X_i, Y_i, s, b, θ) ;
- Caso não consiga convergir o algoritmo, deve-se repetir os passos a e b .

A partir do alcance de um bom número de iterações ou de uma iteração que não cause mudanças nos parâmetros, identifica-se que a convergência ocorreu.

A figura 4.3 demonstra como adquire-se um padrão de pixels de uma determinada região, de acordo como mencionado no passo *a*. O padrão de pixels representa um perfil normal do ponto X_i .

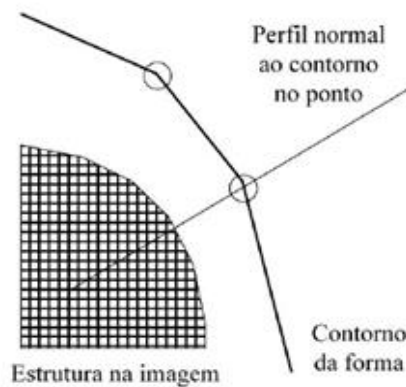


Figura 4.3 – Para cada ponto, amostra-se o perfil de pixels normal ao contorno
Fonte: Cootes [39]

O novo ponto X_i é localizado onde se encontra a borda, pois, os ajustes de bordas da imagem são realizados através da análise do perfil que indica a posição da borda.

Outra situação a se considerar, é que muitas vezes os pontos que identificam o contorno não são encontrados na borda do objeto. Aplica-se então, ajustes de forma para que o contorno se adapte a bordas mais fracas ou sombras. Sendo assim, as novas posições de X'_i são determinadas a partir das informações do conjunto de treinamento.

Propondo que determinados pixels demonstre um perfil, e que K quantidade de pixels que pertencem a i -ésima imagem do conjunto de treinamento e estão próximas do pixel que seja o perfil, estes serão os pontos que podem constituir o vetor g_i . Utilizou-se da equação 4.14 para que possa normalizar os efeitos de variações de contraste e intensidade entre imagens.

$$g_i \rightarrow \frac{1}{\sum_j |g_{ij}|} g_i \quad (4.14)$$

Após repetição deste processo entre as imagens do conjunto de treinamento, encontra-se o ponto do modelo e obtém-se imagens normalizadas $[g_i]$. Em seguida, é calculada a média \bar{g} e a covariância de S_g , para se determinar qual o perfil de níveis de cinzas a utilizar em torno do ponto. E assim, sucessivamente, até encontrar para cada ponto do modelo da imagem o perfil de níveis de cinza.

Através da distância de Mahalanobis, conforme equação 4.15, adquire-se uma qualidade no ajuste de novas amostras g_s diante do modelo estatístico. Veja que a distância de Mahalanobis está linearmente interligada ao logaritmo que determina o relacionamento de g_s pertencendo à distribuição do modelo. Vale a observação de que, $f(g_s)$ minimizado equivale a probabilidade de g_s maximizado. Portanto, conforme mostrado no início desta seção, para uma busca na imagem deve-se amostrar um perfil de w pixels do ponto em análise, sendo $w > k$, para que a qualidade dos ajustes possam ser avaliada com relação ao perfil de níveis de cinza para o modelo estatístico que se assemelha as posições das amostras, escolhendo a melhor junção, sendo $f(g_s)$ o menor valor encontrado. Desloca-se o ponto para a posição do pixel, cujo perfil é a amostra de melhor qualidade Cootes [39,40].

$$f(g_s) = (g_s - \bar{g})^T S_g^{-1} (g_s - \bar{g}) \quad (4.15)$$

Realiza-se a aplicação do algoritmo descrito no item 4.5 para se proporcionar um melhor alinhamento entre o modelo e os novos pontos, após a repetida identificação de novas posições para cada ponto. Seguindo estes passos, o AAM vai se deformando e sendo deslocado de acordo com a imagem, até que, após algumas iterações a forma se encaixe na imagem sobre o objeto buscado.

4.9. Considerações finais

Pode se verificar que o AAM por ser um modelo estatístico e deformável com parâmetros limitados, apresenta características parecidas ao ASM. Neste capítulo, foi apresentada a maneira como o AAM realiza a modelagem e os parâmetros capazes de realizar as deformações do contorno na imagem. Foram mostrados os passos para alinhamento de dois contornos diferentes, e através do AAM apresentou-se etapas de busca de um objeto na imagem.

A seguir, no próximo capítulo, será demonstrado a implementação do AAM, a proposta utilizada para encontrar os pontos de interesse, e como foram classificados os ossos dentro de seus estágios de maturidade.

5

CLASSIFICAÇÃO DAS REGIÕES DE INTERESSE ATRAVÉS DO MÉTODO TW

5.1. Introdução

Olhando para o capítulo 2 (Trabalhos Correlatos) deste trabalho, percebe-se que foi realizado um levantamento das principais técnicas de localização, segmentação e classificação de regiões de interesse. Sendo elas aplicadas ao processamento digital de imagens e em sistemas de detecção automática da idade óssea. Além disso, foi mostrado no capítulo 4 – Active Appearance Models a teoria de um modelo deformável.

Portanto, neste capítulo, será apresentado a proposta de um sistema automático para localizar, segmentar e classificar de acordo com o método TW as regiões de interesse e os estágios ósseos, determinando assim, a maturidade óssea do indivíduo através do computador. Por fim, serão realizadas as considerações finais.

5.2. Método Proposto

A partir da figura 5.1 que apresenta um exemplo de imagem de entrada, a figura 5.2 ilustra uma apresentação geral das etapas realizadas ao sistema proposto, mostrando para cada etapa as respectivas entradas e saídas. Veja a seguir que o sistema proposto é constituído das seguintes etapas: figura 5.2a - Etapa de Identificação dos dedos; figura 5.2b - Etapa de Identificação das regiões de interesse; e figura 5.2c - Etapa de classificação dos estágios ósseos *versus* suas maturidades.



Figura 5.1 – Imagem de Entrada ao Sistema Proposto
Fonte: Elaborado pelo autor (2015)

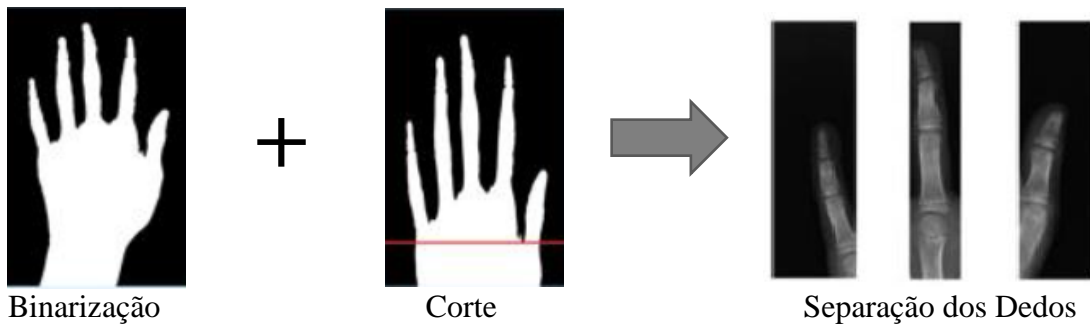


Figura 5.2a – Identificação dos Dedos
Fonte: Elaborado pelo autor (2015)

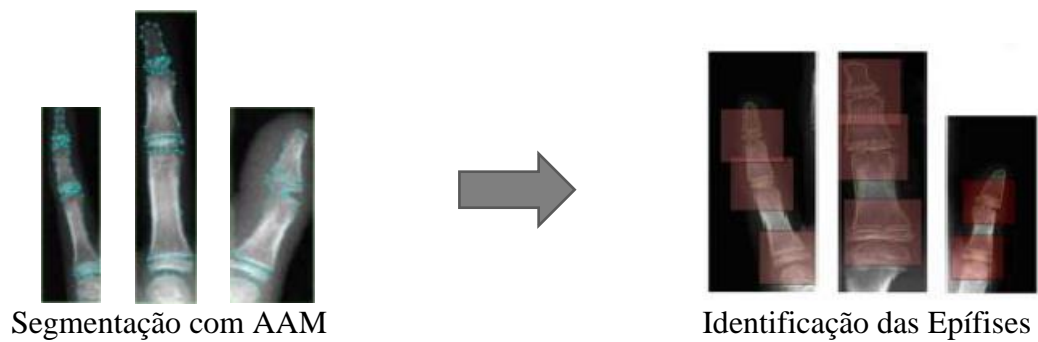


Figura 5.2b – Identificação das Regiões de Interesse
Fonte: Elaborado pelo autor (2015)

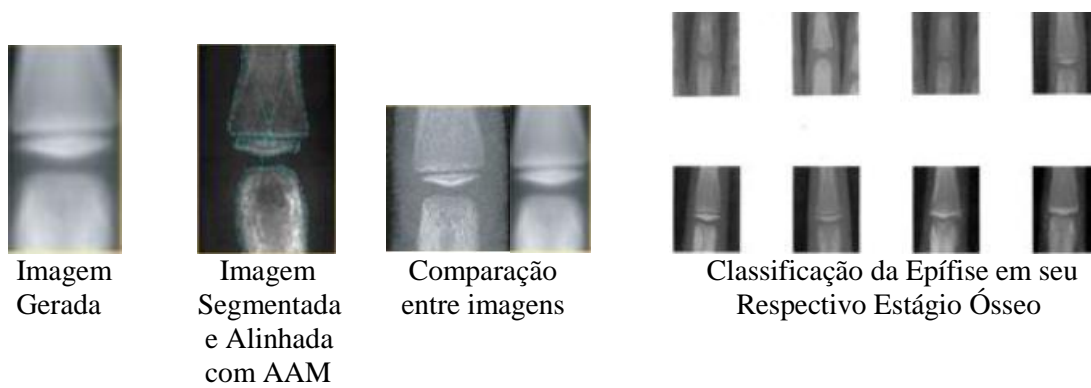


Figura 5.2c – Identificação do Estágio de Maturidade
Fonte: Elaborado pelo autor (2015)

Através da figura 5.1 que representa um exemplo de imagem de entrada (mão e punho) será realizado um processamento para identificação dos dedos, conforme figura 5.2a baseando-se em operações de binarização e cortes de imagem. Será realizado também uma análise do histograma deste processo para um melhor resultado desta etapa.

Logo em seguida, através do AAM é realizado a identificação das regiões de interesse, conhecidas como Epífises, para os dedos I, III e V, conforme mostrado na figura 5.2b.

Na figura 5.2c, que demonstra a última etapa do sistema proposto, é determinado um estágio de maturidade óssea a uma determinada região de interesse. Neste trabalho, foi demonstrado o funcionamento do algoritmo para classificar a epífise do dedo III, sendo que, a partir de algumas imagens de referência, adquiridas dos estágios de maturidade, o algoritmo realiza o alinhamento das imagens de referência com a segmentação desenvolvida pelo AAM. Portanto, a definição de um estágio de maturidade ocorre após a comparação da epífise com as imagens de referência.

A seguir serão descritos os algoritmos que realizam cada etapa do sistema proposto.

5.3. Identificação dos Dedos

Através dos trabalhos correlatos percebe-se que a extração manual das regiões de interesse são foco principal dos algoritmos de determinação de idade óssea. Porém, é importante que a identificação das regiões de interesse seja realizadas de forma automática. Percebeu-se também nos trabalhos correlatos que as técnicas de binarização e limiarização não se apresentaram eficientes o suficiente para realizar a detecção dos ossos da mão em radiografias carpais. Mas, ao separar a mão do fundo da imagem obtiveram bons resultados, ou seja, demonstraram bom funcionamento em segmentação de grandes estruturas.

O algoritmo desenvolvido neste trabalho identifica os pixels pertencentes à mão na imagem carpal e modifica a imagem em uma imagem binarizada, onde, cada elemento da matriz equivale a um, e através do histograma é possível identificar os dedos da mão.

As radiografias utilizadas neste trabalho foram digitalizadas em 256 níveis de cinza, representando uma matriz que pode variar entre 0 e 255 (preto e branco, respectivamente) os níveis de pixels.

Portanto, para que ocorra a binarização, aplicou-se um filtro Gaussiano na imagem com intuito de suavizá-la. O histograma vem demonstrar a distribuição dos níveis de cinza da imagem, neste caso, de uma imagem digital, o histograma representa uma função discreta $h(r_k) = n_k$, sendo n_k o número de pixels na imagem e r_k o k -ésimo valor de nível de intensidade. Através do produto MN, sendo M o número de linhas e N o número de colunas normalizou-se o histograma fazendo a divisão dos componentes pelo número total de pixels na imagem. Então, $p(r_k)$ representa a estimativa de um determinado nível de intensidade ocorrer na imagem. Neste caso, 1 será a somatório dos componentes do histograma normalizado $p(r_k)$ [24].

Sabe-se que em uma radiografia de mãos e punhos para a idade óssea, radiografia esta que é realizada em sua grande maioria em clínicas de radiodiagnóstico e centros de raios-x de hospitais, apresentam o fundo da imagem correspondendo a uma porcentagem do número total de pixels. Utilizando a equação 5.1, onde f_b representa esta porcentagem, que corresponde aos pixels com menor intensidade do que os pixels presentes na área da mão, pode-se definir um limiar T para determinar a binarização da imagem. Para este trabalho verificou-se que as imagens apresentavam uma porcentagem de 57% de pixels no fundo da imagem.

$$\sum_{k=0}^{L-1} p(r_k) > f_b \quad (5.1)$$

Após definido o limiar T, inicia-se o processo de geração da imagem binarizada, onde atribui-se o valor 1 ao pixel da imagem binarizada, caso seu valor na imagem de origem seja maior que T, em caso contrário atribui-se o valor 0 (zero). O resultado é demonstrado através da figura 5.3, ficando a área da mão branca e o restante do fundo da imagem preto. Levando

em consideração a variação nas características de brilho e contraste, bons resultados foram obtidos nas imagens utilizadas neste trabalho após processo de binarização e limiarização.

Uma informação importante a se destacar, bem como identificado nos trabalhos correlatos, é que, o processo de binarização e limiarização não identifica com precisão o contorno dos objetos em radiografias carpais, principalmente quando se trata de resultados que envolvem o radiodiagnóstico (raios-x, ultrassom, tomografia computadorizada, ressonância magnética, dentre outros), onde o brilho, o contraste e a nitidez são características que alteram muito de uma imagem para a outra. Como exemplo, a figura 5.3 demonstra bem que nos contornos das partes moles o processo de binarização acompanha suas bordas, ou seja, entre a palma da mão e o punho. Mas, observando outras regiões como, os dedos indicadores e mínimo o resultado de contorno é bem satisfatório. E este resultado muito nos interessa para identificar a posição dos dedos.

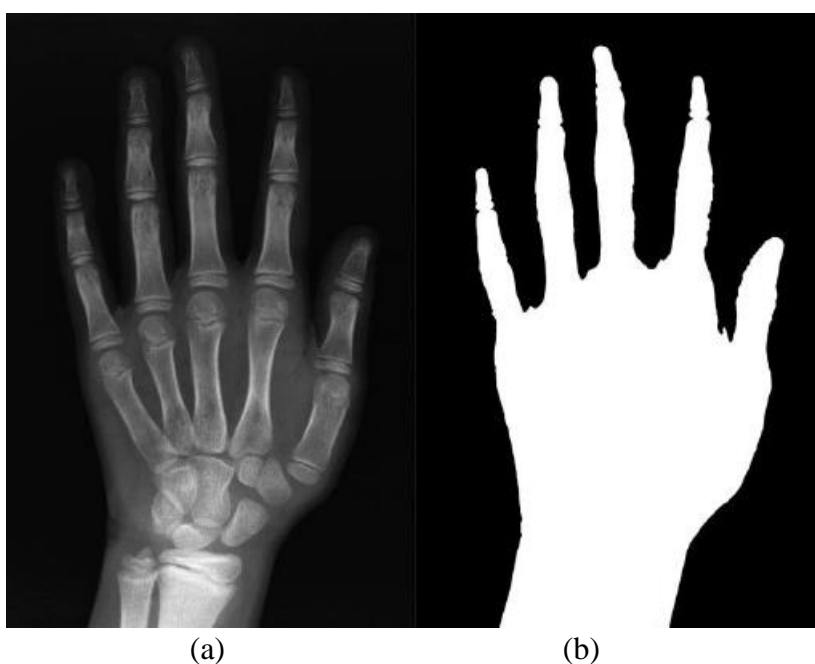


Figura 5.3 - (a) Imagem de entrada (b) Imagem binarizada
Fonte: Elaborado pelo autor (2015)

Ainda examinando a figura 5.3, percebe-se uma membrana mole entre os dedos, que pode ser utilizada como parâmetro para determinar a posição dos dedos na imagem. Pode-se observar no contorno dos dedos obtido através do formato que eles seguem um padrão de

mínimos, sendo a região de tecido mole entre os dedos e um padrão de máximos, sendo a ponta dos dedos. Uma maneira de identificar um perfil dentro da imagem, é calculando um histograma vertical, que pode ser obtido através da soma de todos os elementos da coluna, para toda coluna da imagem, sendo que o resultado obtido será um vetor onde o número de elementos é igual ao número de colunas da imagem.

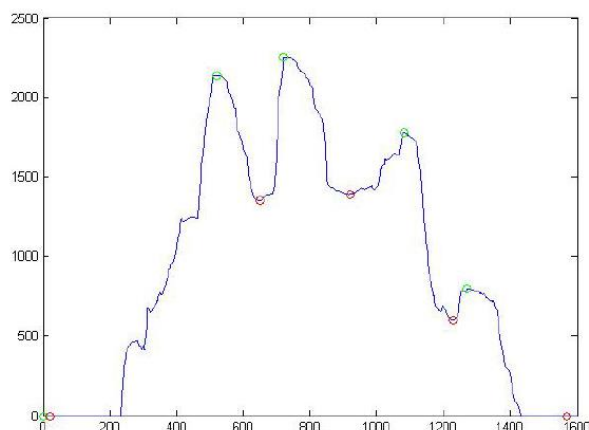


Figura 5.4 – Histograma vertical da imagem binarizada
Fonte: Elaborado pelo autor (2015)

Na construção do histograma apresentado acima todos os pixels da imagem binarizada foram utilizados, e não apenas os pixels da região dos dedos, portanto não nos permite acompanhar o contorno dos dedos. Faz-se então, necessário realizar um corte na imagem binarizada da região superior, excluindo a parte da região carpal e do punho, e considerando parte da região superior que inclui os dedos e uma parte do polegar. Para deixar o sistema proposto ainda mais automático, este corte deve ser na altura da linha onde se encontra a membrana que liga o polegar à mão. Para encontrar a posição desta linha, deve-se analisar o histograma horizontal da imagem binarizada e identificar a membrana através de varreduras em linhas nas bordas da imagem.

Para o histograma horizontal, assim como, de forma parecida ao histograma vertical, calcula-se a soma de todos os elementos da linha, para toda linha da imagem, sendo que o resultado obtido será um vetor onde o número de elementos é igual ao número de linhas da imagem. Conforme apresentado na figura 5.5, o histograma horizontal mostra um ponto de pico,

que representa o maior valor do vetor e onde deverá ocorrer o primeiro corte na imagem, de acordo com a figura 5.6.

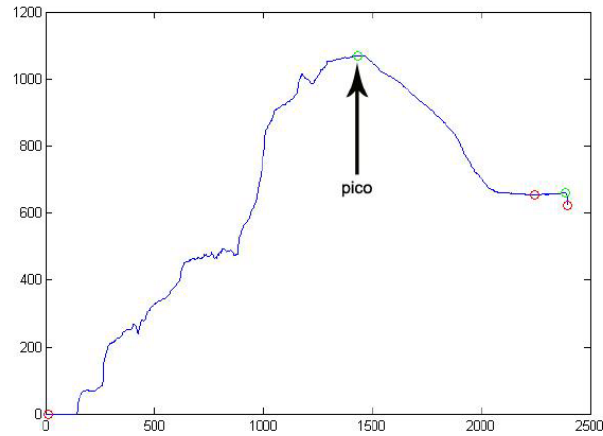


Figura 5.5 – Histograma horizontal
Fonte: Elaborado pelo autor (2015)

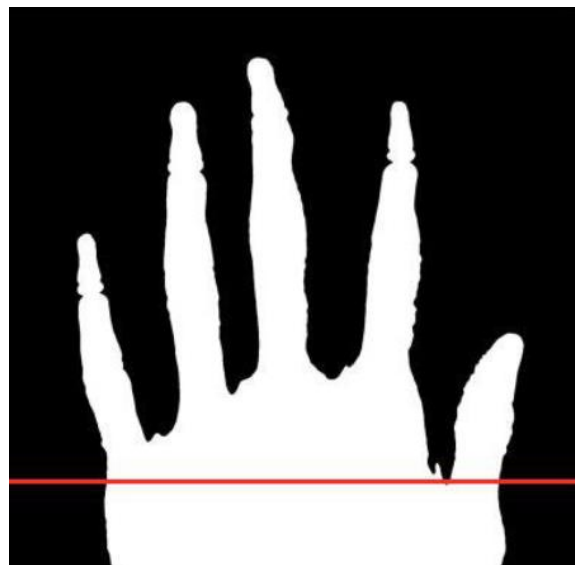


Figura 5.6 – Linha que indica posição do corte na região dos dedos
Fonte: Elaborado pelo autor (2015)

Veja na figura 5.6 que a linha vermelha nos mostra que o primeiro corte realizado não alcançou a linha de corte desejada, mesmo estando próximo da membrana que liga o polegar à mão. Para resolver esta situação, e se tratando de uma imagem cujos valores estão entre 0 e 1 (imagem binarizada), pode realizar-se uma varredura nas linhas da imagem, sempre da esquerda para a direita, aplicando um operador derivativo, que neste trabalho foi o operador de diferença (identificado por D).

Como a linha de varredura representa um vetor de pixels (Y), um novo vetor será definido por D, D(Y), a seguir, a equação 5.2 mostra este processo.

$$D(Y) = x_1 - x_0, x_2 - x_1, x_3 - x_2, \dots, x_n - x_{n-1} \quad (5.2)$$

No vetor D(Y) teremos uma mudança de valores de 1 para 0 e de 0 para 1, quando os elementos dos pixels forem diferentes de zero, pertencendo a uma borda. Portanto, olhando a figura 5.7 percebe-se 2 pixels que se encontram na linha de varredura abaixo da membrana que encontra o dedo indicador e o dedo polegar, mas, quando se realiza a varredura na direção vertical e sentido de baixo para cima encontra-se 4 pixels de bordas, sendo este momento a linha de corte que se deseja encontrar.



Figura 5.7 – Bordas da linha de varredura
Fonte: Elaborado pelo autor (2015)

Quando gera-se um novo histograma vertical a partir do 2º corte realizado na imagem binarizada, melhora-se bastante a visualização do contorno dos dedos e os pontos máximos e mínimos. A figura 5.8 destaca os pontos máximos com círculos na cor verde e os pontos mínimos com círculos na cor vermelha.

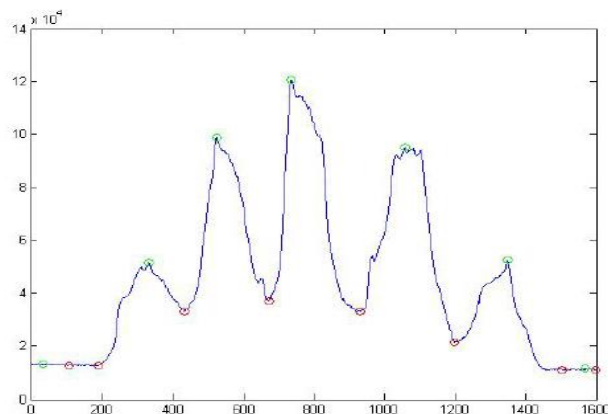
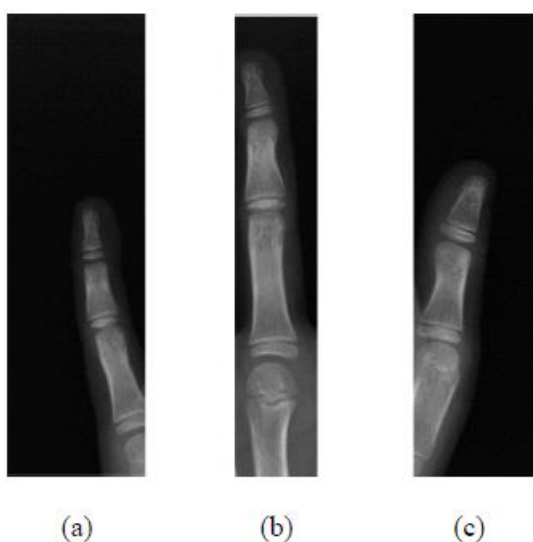


Figura 5.8 – Histograma vertical destacando pontos máximos e mínimos
Fonte: Elaborado pelo autor (2015)

A partir deste histograma observou-se que o maior ponto de máximo se encontra no dedo III (dedo médio), bem como, em todas as imagens deste trabalho. Sabendo que o maior ponto de máximo está localizado no dedo III, a partir desta referência, pode-se localizar a posição dos demais dedos da mão. Observa-se que tanto ao lado esquerdo, como ao lado direito de um ponto máximo, sempre tem um ponto mínimo, que determinam o espaço, ou seja, região que contém um dedo ou a região de interesse. Para o espaço definido no recorte do dedo III, o topo da imagem representa o limite superior, já a linha do primeiro corte representa o limite inferior, conforme pode se perceber no histograma horizontal.

Os demais dedos podem ser adquiridos de forma análoga, porém, para os dedos V e I o limite inferior do espaço encontra-se abaixo da linha do primeiro corte, e posicionam-se a 25% de distância de altura do espaço do dedo III.

Para avaliação do método TW interessa os dedos V (dedo mínimo), III (dedo médio) e I (dedo polegar), conforme mostra a figura 5.9 após o recorte dos mesmos.



(a) (b) (c)
 Figura 5.9 – (a) dedo V; (b) dedo III e (c) dedo I
 Fonte: Elaborado pelo autor (2015)

Um dos pontos importantes deste trabalho é a identificação das regiões de interesse. A figura 5.10 mostra cada região que deve ser localizada para classificação pelo método TW. Na seção 5.4 será demonstrado através do AAM outras 3 etapas importantes deste trabalho, a

identificação destas regiões de interesse, a segmentação das epífises e o alinhamento entre as imagens para posterior classificação do estágio pelo método TW.



Figura 5.10 – Regiões de interesse dos dedos I, III e V
Fonte: Elaborado pelo autor (2015)

5.4. Utilização do AAM – Active Appearance Models

Como o AAM trata-se de um modelo estatístico e deformável, vale ressaltar, inclusive que muito parecido como ASM – Active Shape Models em relação a deformação de modelos, primeiramente serão definidos os pontos (marcos) anatômicos para os modelos que irão definir o contorno de cada objeto modelado. Nesta proposta de sistema faz-se necessário que o usuário marque sobre as imagens os marcos de contorno. Após esta etapa de “treinamento” podem ser localizadas as estruturas na imagem.

5.4.1. Pontos anatômicos

Os pontos ou marcos anatômicos são geralmente identificados como pontos de alta curvatura ou então os “cantos” de um objeto. Portanto, busca-se na imagem delinear seu contorno através de pontos anatômicos. É importante que a busca por estes pontos seja realizada em todas as instâncias do objeto. Porém, muitas vezes não se consegue definir o contorno dos objetos devido à pouca quantidade de marcos anatômicos. Para isto uma das possíveis soluções é distribuir pontos que estejam numa mesma distância entre os marcos.

A figura 5.11 apresenta os pontos definidos neste trabalho para identificação do contorno. Para os dedos mínimo e médio (primeiras 2 imagens da figura) utilizou-se 96 pontos, para o dedo polegar (terceira imagem da figura) utilizou-se 65 pontos e para a epífise medial do dedo médio (quarta imagem da figura) utilizou-se 81 pontos.

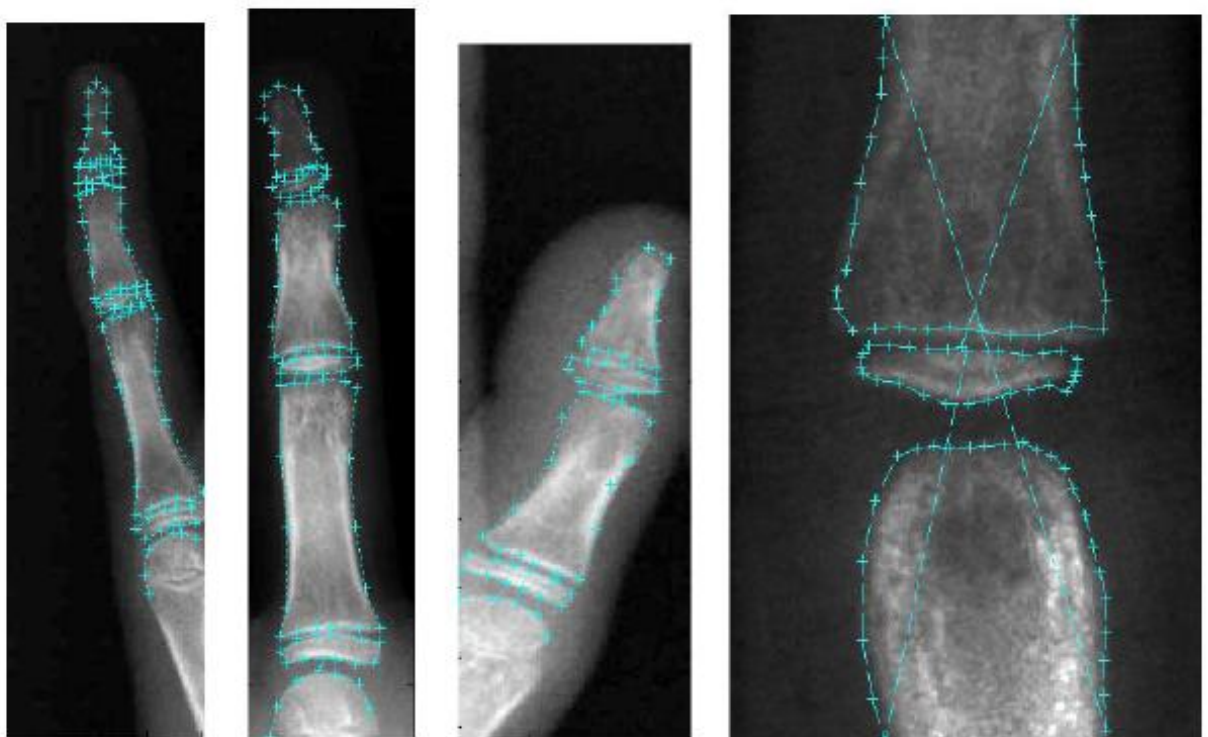


Figura 5.11 – Pontos utilizados no AAM
Fonte: Elaborado pelo autor (2015)

5.4.2. Treinamento

Nesta etapa de treinamento foram utilizadas as imagens obtidas após a identificação automática dos dedos mínimo, médio e polegar, conforme apresentado anteriormente. Que ocorrerá depois de definidos os marcos que devem ser encontrados na imagem, lembrando que este passo deve ser executado manualmente pelo usuário, para identificação do contorno do objeto. Conforme descrito no capítulo 4, após identificação dos marcos no objeto é realizado um estudo estatístico do conjunto de pontos para definição da deformação do modelo e do perfil aplicado aos pixels em cada ponto que se localizam em torno do objeto.

Utilizou-se do AAM neste momento para identificação da posição dos espaços nas regiões de interesse da imagem, para classificação no método TW. Primeiramente foi realizado o treinamento para identificação dos dedos mínimo, médio e polegar utilizando 45 imagens para cada dedo. Posteriormente, realizou-se o treinamento da epífise medial, que neste trabalho foi utilizada para classificação do estágio de maturidade do método TW. Como neste caso exige-se uma segmentação bem mais precisa que a segmentação dos dedos (mínimo, médio e polegar) dobrou-se o número de imagens treinadas, sendo 90 imagens.

Muito parecido com o ASM, o AAM, depende de parâmetros definidos pelo usuário:

- ✓ O fator f_v que informa a porcentagem da variância;
- ✓ O número k de pixels encontrado em cada lado dos respectivos pontos de um contorno, sendo o total de $2k + 1$ pixels.

De acordo com a seção 4.3 além de determinar a proporção da variância do conjunto de treinamento, o f_v vai gerenciar o número de autovalores que estarão na matriz de covariância do conjunto de treinamento. Utilizou-se neste trabalho 98% da variância, ou seja, $f_v = 0,98$, pois para variações menos significativas ao contorno do objeto, e para utilização de pequena proporção da variância, o modelo torna-se incapaz de adaptar-se.

Para definição de quantos pixels deve-se utilizar ao lado de cada ponto do contorno da imagem, utiliza-se o k , logo em seguida, define-se a dispersão da intensidade dos pixels da

vizinhança do ponto do contorno. A dispersão encontrada será utilizada para buscar no objeto novas posições para cada ponto minimizando a distância de Mahalanobis. Através de alguns resultados obtidos anteriormente, empiricamente definiu-se $K = 4$.

5.4.3. Identificação do objeto da imagem

A identificação do objeto na imagem utilizando o AAM é um dos passos mais importantes nesta etapa após o treinamento. Já descrito detalhadamente no capítulo 4, veja a seguir de forma geral, como ele atua:

1. Define-se a posição inicial do AAM dentro da imagem;
2. Define-se os parâmetros de início para deformação do AAM;
3. Novas posições para os pontos de contorno são buscadas;
4. Calcula-se a deformação, transformação, translação e rotação através dos parâmetros que proporcionam um bom alinhamento entre a forma inicial e a deformada;
5. De forma iterativa, repete-se os passos 3 e 4 até que haja a convergência.

A convergência será alcançada quando o número de iteração não proporcionar alterações significativas nos parâmetros. E para isto, foi escolhido uma quantidade máxima de iterações até que ocorra a convergência. A figura 5.12 a seguir demonstra o passo a passo do algoritmo AAM na identificação de um objeto na imagem.

Detalhando melhor a figura 5.12, observa-se na imagem:

- ✓ Na letra (a) a utilização de parâmetros iniciais do AAM para o seu posicionamento sobre a imagem;
- ✓ Na letra (b) minimiza-se a distância de Mahalanobis através do deslocamento dos pontos de contorno às novas posições do perfil;
- ✓ Na letra (c), a imagem representa o resultado dos novos parâmetros da deformação, translação, rotação e escala. A nova forma obtida, se comparada com a forma inicial, demonstra uma aproximação ao objeto na imagem.

- ✓ A partir daí outras 4 iterações foram realizadas, conforme mostra as imagens das letras (d) e (e), (g) e (h) e (j) e (k).

A figura 5.13 a seguir, apresenta o resultado da segmentação do dedo mínimo em relação a posição inicial do AAM.

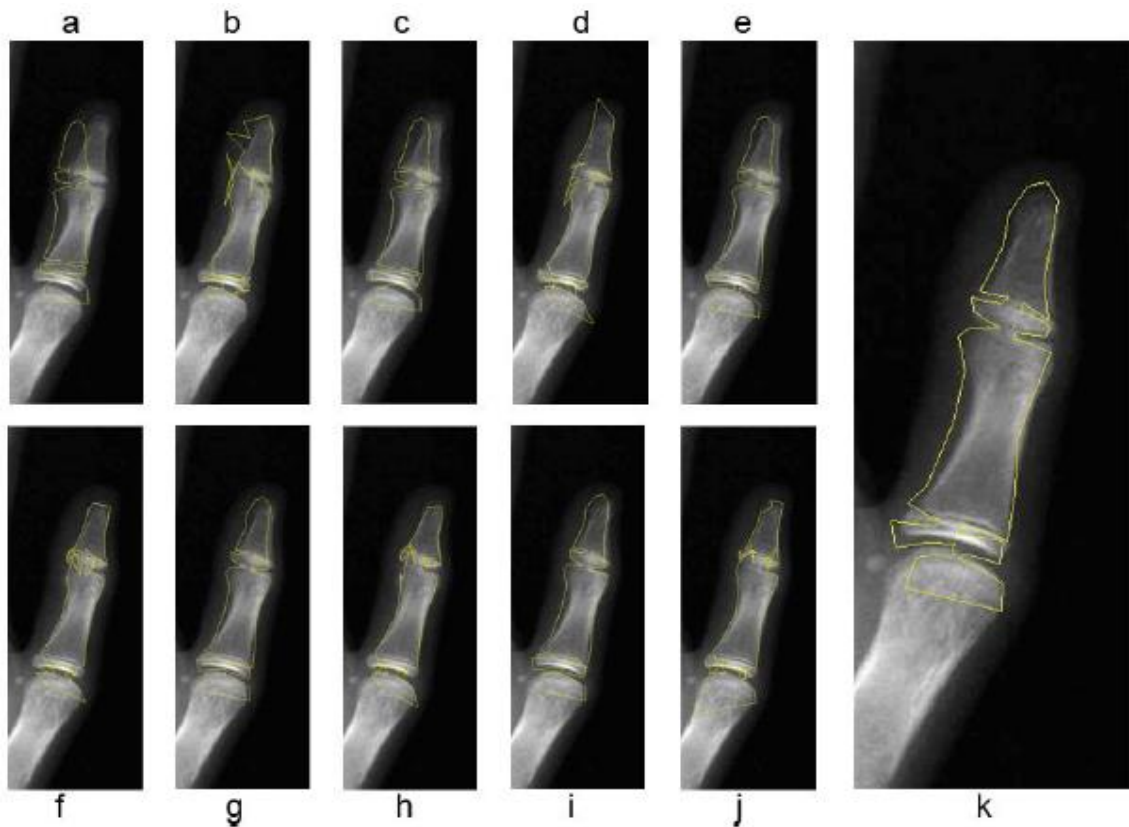


Figura 5.12 – iterações do AAM na identificação de um objeto
Fonte: Elaborado pelo autor (2015)



Figura 5.13 – Segmentação do dedo mínimo
Fonte: Elaborado pelo autor (2015)

A figura 5.14 a seguir, apresenta o resultado da segmentação do dedo médio em relação a posição inicial do AAM.



Figura 5.14 – Segmentação do dedo médio
Fonte: Elaborado pelo autor (2015)

O n_s , número de pixels que se encontra em cada lado do ponto durante identificação de uma nova posição é um dos parâmetros que influencia no resultado da segmentação que o AAM realiza. Para o AAM dos dedos, o valor de 50 proporcionou bons resultados na segmentação, com um número menor de iterações. Outro parâmetro que influenciou no resultado da segmentação realizado pelo AAM é o N_{max} , ou seja, o número de iterações para definição da convergência. Foi utilizado um valor padrão de 10 iterações. Ambos, n_s e N_{max} , foram capazes de direcionar os pontos corretamente às posições, ainda que, a posição inicial do AAM estivesse longe do objeto na imagem. E finalmente, um terceiro parâmetro, chamado m que representa os limites utilizados aos autovalores λ_i , para este foi usado o valor 3.

A figura 5.15 a seguir, mostra a identificação de pontos de alta curvatura referente as epífises para cada dedo, que foram determinadas após a segmentação dos dedos. Estes espaços identificados contém as regiões de interesse que representam as coordenadas dos pontos de contorno e que estão destacados na imagem.

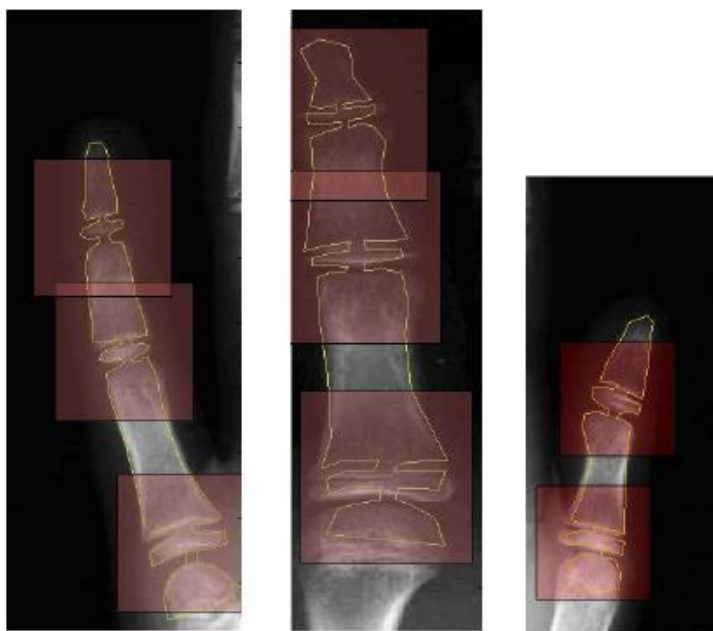


Figura 5.15 – Regiões de interesse identificadas pelo AAM
 Fonte: Elaborado pelo autor (2015)

Este trabalho utilizou imagens cedidas pela Universidade Federal de Santa Maria, através da Profa. Ana Maria Marques da Silva, contou também com imagens pesquisadas no arquivo do Hospital de Clínicas da Universidade Federal de Uberlândia e imagens cedidas por clínicas particulares de diagnóstico por imagem da cidade Uberlândia. Todas as imagens foram digitalizadas em um *scanner* da marca MICROTEK modelo SCANMAKER 9800XL com adaptador TMA 1600 (adaptador de transparências) que permite escaneamento de filmes radiográficos. As radiografias utilizadas neste trabalho foram digitalizadas e posicionadas obtendo as dimensões de 1800 x 1200 pixels. Utilizou-se destas dimensões para manter a mesma dimensão obtida em imagens quando extraídas de aparelhos de raios-x digital, conforme mostra alguns trabalhos descritos no capítulo 2 de Trabalhos Correlatos.

Foi também escolhido um tamanho fixo para os espaços (quadros) que destacam as regiões de interesse ao método TW. Sendo o tamanho de 225 x 225 pixels para o dedo III (médio) e 180 x 180 pixels o tamanho para os dedos I (polegar) e V (mínimo).

Devido a ocorrência da segmentação estar bem próxima, ao ponto de que, as regiões de interesse se encontrem dentro dos espaços (quadros) definidos pelos pontos do AAM e

conforme descrito a seguir na seção 5.4.4, mesmo que as epífises não se encontrem dentro dos espaços (quadros), outro AAM pode localizá-las. Ou seja, caso a segmentação do dedo pelo AAM tenha ocorrido de forma insatisfatória, será possível a localização das regiões de interesse com sucesso. A figura 5.16 apresenta uma identificação correta da região de interesse, apesar da segmentação ter tido resultado ruim.



Figura 5.16 – Segmentação ruim *versus* segmentação correta
Fonte: Elaborado pelo autor (2015)

5.4.4. Segmentação versus Região de Interesse

A figura 5.17 apresenta a definição de um contorno da epífise medial do dedo III (médio) que será fruto de exemplo da realização da segmentação do AAM. Neste momento utilizou-se 80 pontos e 80 imagens, as quais, foram localizadas automaticamente utilizando a técnica descrita na seção 4.3 deste trabalho. As imagens escolhidas continham exemplos de todos os estágios de maturidade óssea, permitindo assim, que o AAM treine todas as variações de forma e tamanhos de epífise.

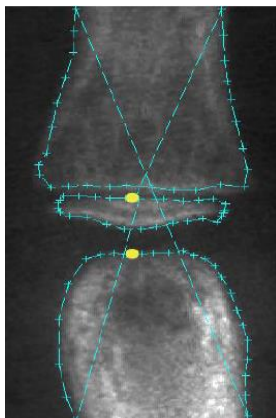


Figura 5.17 – Contorno do AAM da epífise medial do dedo III
Fonte: Elaborado pelo autor (2015)

De acordo como descrito na subseção 5.4.3 a iteração realizada no osso dentro da região de interesse é a mesma, realizando apenas alterações nos parâmetros. Foram definidos $f_v = 0,92$ e $k = 3$ no treinamento. Já na etapa de identificação foram utilizados os seguintes valores: $n_s = 10$, $N_{max} = 10$ e $m = 3$.

Na figura 5.18 a seguir, a imagem da esquerda representa a posição inicial da epífise média e na imagem da direita a posição final após segmentação da epífise. Inclusive, pode-se verificar que a segmentação da epífise obteve melhor qualidade que a segmentação do dedo. Um dos motivos deste resultado, explica-se pela utilização de um maior número de imagens no treinamento, contribuindo para a geração de formas com mais proximidade ao contorno dos objetos.

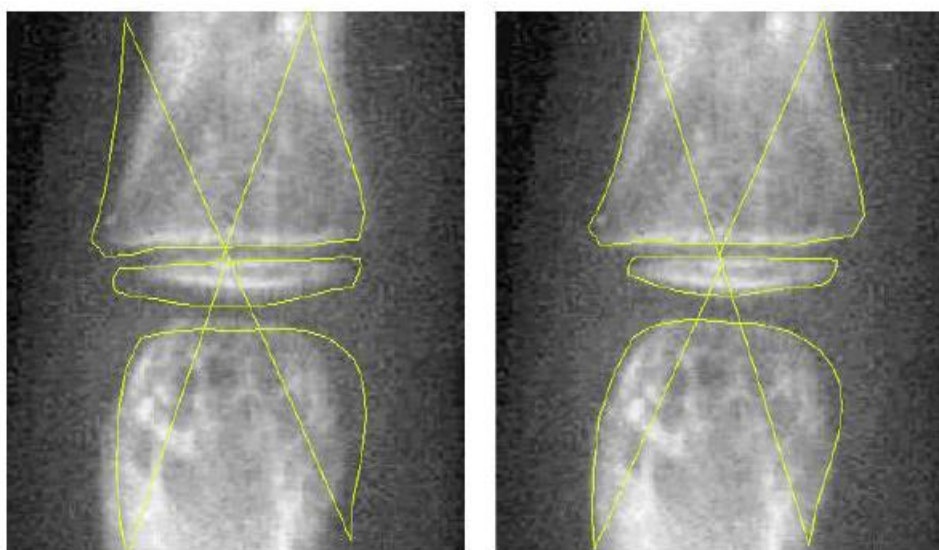


Figura 5.18 – Posição inicial e final da segmentação da epífise
Fonte: Elaborado pelo autor (2015)

5.5. Usando o Método TW para Classificar o Estágio de Maturidade Óssea

Conforme pesquisado e descrito nos trabalhos correlatos, uma das principais técnicas para classificação do estágio ósseo ou determinação da maturidade óssea, é a utilização do cálculo da medida do comprimento dos centros de ossificação.

Para este trabalho, utilizando o AAM e muito parecido com o trabalho descrito por Tanner no sistema CASAS[10] utilizou-se a aparência do osso. Criou-se uma referência, que

constitui da utilização de uma métrica que verifica a semelhança entre a imagem que está sendo classificada e outras imagens.

Portanto, através da média de várias imagens dos ossos que possuem o mesmo grau de maturidade, obtém-se uma imagem de referência, que será utilizada em cada estágio do método TW. Como já informado antes, foi escolhido a epífise medial do dedo III para demonstrar a etapa de classificação utilizando o AAM. Conforme brevemente descrito anteriormente, a seguir será melhor detalhado esta etapa.

5.5.1. Cálculo da Imagem de Referência

A partir de um conjunto de imagens de epífises, foi realizado uma classificação por médicos residentes do setor de radiologia da Universidade Federal de Uberlândia, e por médicos radiologistas colaboradores, de clínicas particulares da cidade de Uberlândia, para se gerar imagens de referência de cada estágio ósseo de maturidade.

As imagens em que a epífise se encontravam centralizadas na imagem, ou seja, consideradas como bom resultado na identificação automática pelo AAM, foram selecionadas. As mesmas foram agrupadas por estágio de desenvolvimento e aplicada a segmentação pelo AAM para obtenção do melhor alinhamento entre as imagens. Então, gera-se a imagem de referência através da soma das matrizes das imagens alinhadas, divididas pelo total das imagens da soma. A figura 5.19 de forma simples ilustra este processo, e a figura 5.20 apresenta a imagem de referência do método TW (à esquerda) e a imagem de referência gerada (à direita).

Uma informação importante a se deixar registrada, é que os autores do método TW escolheram as melhores imagens de referências que determinam com precisão os estágios de maturidade ósseos para registro em seu atlas. Também é importante informar que, as imagens de referência geradas pelo algoritmo apresentam-se um pouco borradas, pois foram geradas a partir de uma média de 12 imagens de cada estágio, e cada uma dessas 12 imagens apresentam variações.

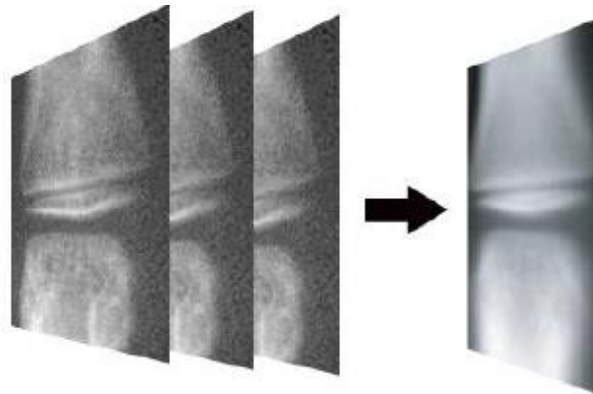


Figura 5.19 – Processo de geração da imagem de referência
Fonte: Tanner [35]



Figura 5.20 – Imagem de Referência TW *versus* Imagem de Referência Gerada
Fonte: Tanner [35]

A figura 5.21 mostra uma montagem entre vários estágios, sendo do lado esquerdo a imagem do atlas do método TW e do lado direito a imagem de referência gerada pelo algoritmo, as quais demonstram uma boa semelhança.

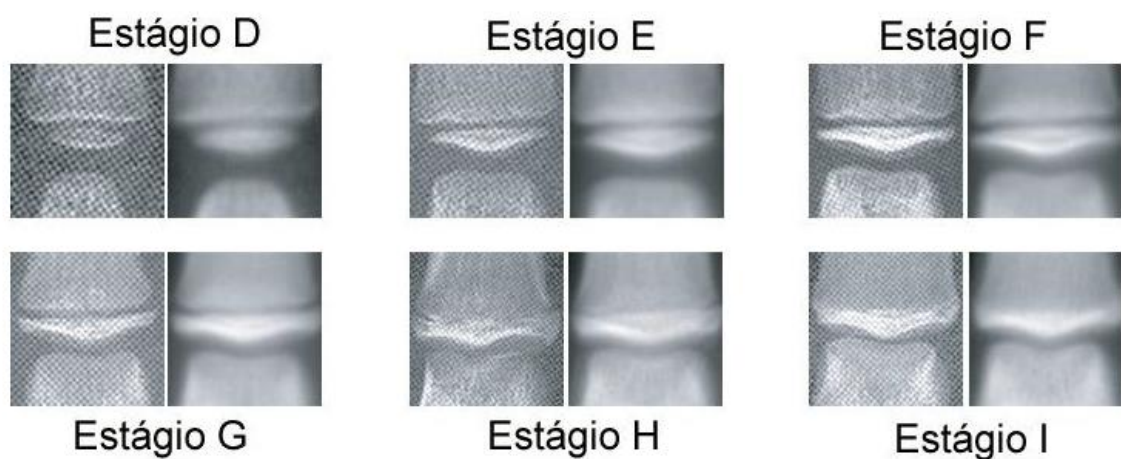


Figura 5.21 – Comparação entre imagens de referência
Fonte: Tanner [35]

Por fim, na tarefa de classificação da epífise faz-se necessário segmentar tanto a imagem a ser analisada quanto a imagem de referência gerada, que com base no AAM sofre alterações

de escala, translação e rotação para que ocorra o alinhamento com a imagem para classificação. Logo em seguida define-se um tamanho fixo para a área posicionada nos pontos de contorno do AAM para que, tanto a imagem que está sendo analisada para classificação quanto as imagens de referência geradas possuam mesmas dimensões e estejam alinhadas. Para identificação da semelhança entre as imagens utilizou a correlação de 2 variáveis aleatórias, conforme equação 5.3. Onde, os níveis de cinza são representados por X e Y, sendo X da imagem a ser classificada e Y da imagem de referência gerada. Será indicado o estágio de maturidade ósseo da epífise, a imagem que estiver mais correlacionada com a imagem de referência gerada.

$$\rho = \frac{\text{cov}(X, Y)}{\sqrt{\text{var}(X) \text{var}(Y)}} \quad (5.3)$$

5.6. Importância de Usar Uma Metodologia

Para haver sucesso no desenvolvimento de um sistema, torna-se necessária a utilização de uma metodologia de trabalho. Ela é um caminho que organiza os passos necessários para se alcançar o objetivo desejado, ou seja, um meio que possibilita o percurso transcorrido da ideia inicial ao projeto final.

Um método pode ser entendido como um procedimento a ser adotado para se atingir um objetivo. Para tanto, o método se vale de um conjunto de técnicas.

Uma técnica pode ser entendida como sendo o modo apropriado de se investigar sistematicamente um determinado universo de interesse ou domínio de um problema. Para se expressar, uma técnica faz uso de uma notação.

Uma notação é um conjunto de caracteres, símbolos e sinais formando um sistema convencionado de representação ou designação. (POMPILHO [41]).

A metodologia define, inclusive, as fases de trabalho previstas no desenvolvimento de um sistema, além das técnicas a serem utilizadas em cada fase do trabalho.

5.7. Metodologia Utilizada

Dentre as metodologias e técnicas existentes para o desenvolvimento de sistemas, foi escolhida a Análise Essencial, que

[...] tem como uma de suas propostas fundamentais usar-se os eventos como base para o particionamento dos sistemas, ..., garantindo, desta forma, que o modelo de dados e o de funções possam ser construídos simultaneamente (POMPILHO [42]).

Na técnica da Análise Essencial - adotada para o desenvolvimento deste projeto - foi utilizada a abordagem “funcional” com as seguintes etapas de trabalho:

- Entrada da Imagem (processamento)
- Identificação dos dedos I, III e V.
- Identificação das ROIs (epífises)
- Utilização do AAM
- Classificação dos estágios de desenvolvimento das epífises

5.8. Considerações finais

Foram demonstrados neste capítulo as técnicas para identificação de regiões de interesse dos dedos da mão no método TW. O AAM foi utilizado na segmentação e demonstrado através de figuras e exemplos. Por fim, classificou-se o estágio de maturidade óssea da epífise medial do dedo III.

No próximo capítulo serão apresentados resultados e conclusões que obteve-se na realização de testes.

6

RESULTADOS

6.1. Introdução

Será apresentado neste capítulo, os resultados obtidos com a aplicação dos algoritmos que foram desenvolvidos para este trabalho. Para melhor entendimento, achou-se necessário apresentar as imagens de entrada fornecidas aos algoritmos. Também será explicado os procedimentos utilizados para aquisição das imagens de mãos e punhos para idade óssea (nome do exame solicitado pelo médico para avaliação da idade maturidade óssea) que foram utilizadas em todas as etapas dos algoritmos para classificação do estágio pelo método TW. Foram realizados e serão aqui demonstrados testes de performance do sistema, sendo que em seguida será apresentado uma interpretação dos resultados para estes testes. E por fim, será apresentado uma pequena conclusão sobre estes resultados.

6.2. Imagens de Entrada

Foi imprescindível a obtenção de uma base de dados de imagens, ou seja, de radiografias carpais, sendo estas normalmente solicitadas por médicos de diversas especialidades e chamadas de Mãos e Punhos para Idade Óssea.

Se observarmos os trabalhos correlatos, muitos deles descrevem que seus estudos foram realizados a partir de imagens digitais, capturadas de aparelhos de raios-x digital. Mas, as imagens adquiridas para a realização deste trabalho ainda não são digitais. Uma vantagem das imagens já serem digitais, é que, já estariam enquadradas, apresentariam bom contraste e nitidez adequada. De acordo com o trabalho realizado por [37] algumas clínicas particulares da cidade

de Uberlândia que possuem aparelhos de Raios-x Digital, estariam dispostas a desenvolver um banco de dados de imagens digitais de Mãos e Punhos, mas, infelizmente estas clínicas não realizaram tal compromisso.

Portanto algumas radiografias foram cedidas pela Profa. Ana Maria da UFSM, algumas radiografias cedidas por clínicas particulares da cidade de Uberlândia e outras foram adquiridas na Universidade Federal de Uberlândia, no Hospital de Clínicas no setor de Arquivo. Muitas das radiografias coletadas no Hospital de Clínicas foram obtidas através de uma pesquisa no acervo do Hospital de Clínicas, e contou com ajuda de médicos residentes em radiologia. Vale ressaltar aqui, que esta pesquisa não foi fácil de ser realizada, muito conhecida como consulta nosológica, onde busca se encontrar em um universo de enfermidades, um determinado número de casos que satisfaça determinada doença ou necessidade. Pois, no Hospital de Clínicas os prontuários são armazenados por enfermidades, para isto, foi necessário buscar por enfermidades que correlacionem as necessidades do exame de Mãos e Punhos para Idade Óssea, ainda assim, sem a certeza de que o exame tenha sido solicitado pelo médico atendente. A maioria das consultas, foram realizadas nas enfermidades “Retardo de desenvolvimento fisiológico” e “Transtornos de desenvolvimento e crescimento”.

A tabela 6.1 abaixo apresenta um exemplo de busca de enfermidades no acervo do sistema do Hospital de Clinicas.

Tabela 6.1 – Exemplo de busca no acervo do Hospital de Clinicas

Prontuário	Data Nasc	Data Exame	Especialidade Solicitante	Bairro	Cidade
21233	02/02/1993	12/06/2006	ENDOCRINO INFANTIL	TABAJARAS	UBERLÂNDIA
21289	07/08/1993	03/03/2005	PEDIATRIA	LUIZOTE DE FREITAS	UBERLÂNDIA
22669	01/01/1994	15/03/2007	ENDOCRINO INFANTIL	OUTROS	Estrela do Sul
355275	26/09/1997	03/08/2006	NUTRICIONISTA	PQ SÃO JORGE I	UBERLÂNDIA

Através da identificação da data de nascimento e da especialidade, buscava-se no acervo os prontuários. Apenas algumas pessoas autorizadas podiam solicitar os prontuários no setor de

arquivo do Hospital e Clínicas, neste momento foi de fundamental importância a colaboração e participação dos médicos residentes em radiologia que colaboraram com este projeto. De acordo com as regras do Hospital de Clínicas, não é possível a retirada de um grande número de prontuários do arquivo. Portanto, entre 10 e 15 prontuários eram solicitados diariamente. Todos os prontuários retirados, foram verificados em busca de radiografias de mãos e punhos, obtendo ao todo 172 prontuários com radiografias que interessavam ao trabalho. Também foram fornecidas pela Profa. Ana Maria da UFSM, 113 imagens de radiografias de mãos e punhos para idade óssea, totalizando 285 imagens.

Como os prontuários deviam ser devolvidos rapidamente ao Hospital de Clínicas, as radiografias eram digitalizadas em *scanner* específico, conforme descrito no subitem 5.4.3. Houve um pouco de dificuldade para o acesso ao scanner dentro da Faculdade de Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Uberlândia, como sua localização, autorização para utilização e manuseio do próprio. Devido ao pequeno tempo em que os prontuários podiam ficar fora do arquivo, ao tempo que muitas vezes se fazia necessário para escanear as radiografias, a disponibilidade das pessoas que dispuseram em estar envolvidos nas atividades, esta tarefa levou 5 meses.

Uma atividade importante no momento da digitalização das imagens era o correto posicionamento da mão e do punho, segue abaixo a tradução do trecho do apêndice do atlas do método TW[35] , que diz o sobre:

“o correto posicionamento da mão e do punho (...) é de grande importância, pois posições errôneas fazem com que alguns ossos tenham uma aparência diferente daquelas descritas (nos estágios de maturidade). O técnico-radiologista deve ser instruído a observar (esses detalhes). Utiliza-se a mão esquerda. A palma da mão é voltada para baixo (...), com o eixo do dedo médio alinhado com o eixo do antebraço

(...). Os dedos apenas não se tocam, e o polegar encontra-se em uma posição confortável (...), fazendo um ângulo de aproximadamente 30 graus com o primeiro dedo.

Além destas informações sobre o posicionamento o método TW também recomenda outras informações técnicas, tais como, a distancia do tubo do aparelho de raios-x, o posicionamento do filme (ecram), dentre outros. A figura 6.1 abaixo, ilustra que o técnico de raios-x no momento do atendimento ao paciente, ou seja, no instante de realização do exame, não cuidam destas recomendações feitas pelo método TW. Porém, vale ressaltar que o método GP – Greulich & Pyle é o mais utilizado no Brasil, sendo assim, os técnicos em raios-x pouco se lembram de obter as imagens dentro das características de método TW. Na figura “a” da esquerda apresenta-se uma imagem retirada do arquivo do Hospital de Clínicas da UFU, enquanto a imagem “b” da direita representa uma imagem com os padrões ao método TW.

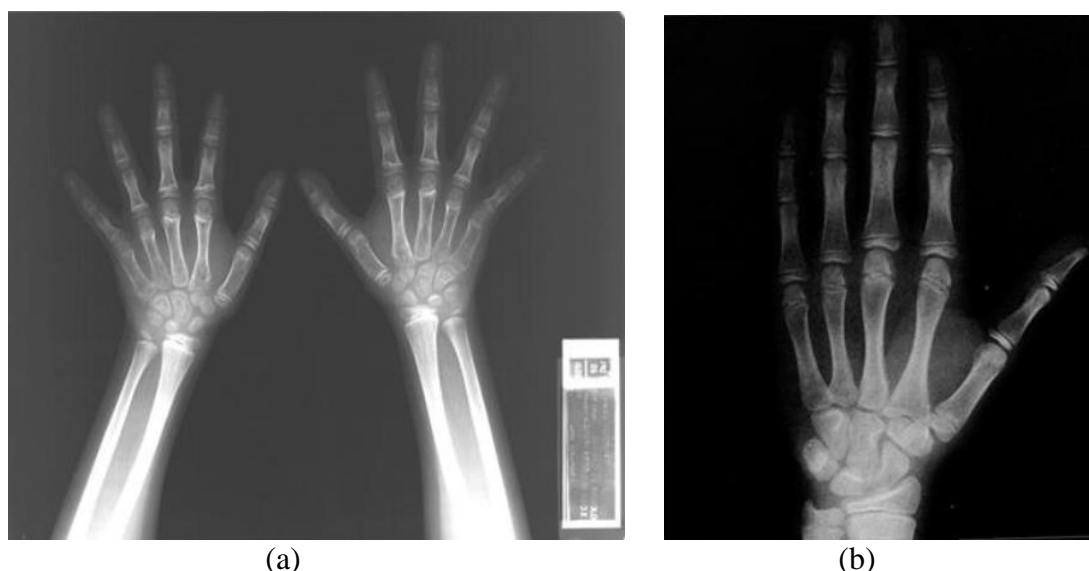


Figura 6.1 – (a) Radiografia encontrada no acervo do Hospital de Clínicas e (b) Modelo de radiografia do método TW

Fonte: (a) Elaborado pelo autor (2015) (b) Tanner [35]

As radiografias carpais (mãos e punhos para a idade óssea) fornecidas pela UFSM e obtidas no arquivo do Hospital de Clínicas da UFU, todas estavam no padrão da imagem “a” da figura 6.1, ou seja, apresentavam um identificador do paciente, bem como imagem de ambas

as mãos. Como para o método TW é necessário apenas a imagem da mão esquerda, todas as imagens após serem digitalizadas, foram recortadas manualmente, de forma que nas novas imagens estivessem presentes apenas a mão esquerda, e aproveitando o recorte da imagem, o dedo III (médio) foi deixado na posição correta para posterior identificação pelos algoritmos desenvolvidos neste trabalho. A figura 6.2 mostra como o recorte ocorreu.



Figura 6.2 – Recorte da mão esquerda
Fonte: Elaborado pelo autor (2015)

A figura 6.3 abaixo, resultado do recorte e enquadramento, após digitalização, demonstra que o dedo III ficou na posição vertical. Porém, os demais dedos da mão encontram-se com espaços (separados) entre eles maior do que o recomendado no método TW e os ossos do punho (rádio e ulna) não estão alinhados com o dedo III. Estas características já se adquirem no momento do exame do paciente.



Figura 6.3 – Resultado do recorte após radiografia digitalizada
Fonte: Elaborado pelo autor (2015)

O [37] em seu trabalho percebeu outras dificuldades, que neste trabalho também foram encontradas, tais como, não se tinha um tamanho padrão de filme utilizado pelos técnicos de raios-x no momento do exame junto ao paciente, muitas das imagens além de conter as mãos e punhos, também apresentavam parte dos braços. Porém, boa parte das radiografias apresentavam a mão em tamanho real, ou seja, de acordo com a idade do paciente. A partir daí, tomou-se bastante cuidado para não alterar o tamanho da mão quando se alterava a resolução da imagem. Outras interferências que dificultaram a utilização de radiografias após o enquadramento também foram identificadas por [37] e presentes neste trabalho, sendo: presença de parte da mão direita, presença de outra mão apoiando ou segurando a mão a ser radiografada, presença de joias ou relógios, presença de placas e parafusos cirúrgicos, dentre outros, que geraram a dispensa de 20 radiografias e ficando um total de 265 radiografias aproveitáveis ao trabalho, todas apresentando as características mínimas para serem classificadas ao método TW. A tabela 6.2 a seguir, mostra a consolidação das imagens.

Tabela 6.2 – Resumo consolidado das imagens deste trabalho

Origem	Quantidade
Universidade Federal de Santa Maria – Departamento Física Médica	113 (+)
Universidade Federal de Uberlândia – Hospital de Clínicas	172 (+)
Imagens Descartadas	20 (-)
TOTAL DE IMAGENS UTILIZADAS	265

Faz-se importante deixar registrado as configurações do computador em que em que as imagens foram testadas e avaliadas, sendo elas :

- ✓ Processador CORE i7 vPro 6700 – 3,6 GHz
- ✓ Memória RAM de 8 GB
- ✓ Disco Rígido (HD) de 500 GB
- ✓ Software de desenvolvimento foi o MATLAB R2014a.

6.3. Resultados Alcançados

Após os passos definidos e as técnicas utilizadas para identificação das regiões de interesse, conforme descrito no capítulo 5 e obtenção das imagens de entrada conforme descrito o item anterior, será apresentado posterior e separadamente os resultados alcançados.

6.3.1. Identificação dos Dedos I, III e V

Conforme descrito em detalhes na seção 5.3, o algoritmo busca identificar o dedo em questão. E para isto quatro etapas foram necessárias: 1) Binarização, 2) Primeiro Corte, 3) Segundo Corte e 4) Enquadramento. Ambos os testes das etapas serão melhor descritos logo abaixo:

1. Binarização: etapa onde o resultado deve apresentar uma mão branca em um fundo preto. A exibição dos dedos na imagem resultante não precisa apresentar o mesmo comprimento da imagem de origem, porém, necessita apresentar comprimento suficiente para identificar os pontos máximos e mínimos.
2. Corte Horizontal – Primeiro: etapa onde determina-se uma linha de corte horizontal que irá interceptar uma região da mão, localizado abaixo do tecido mole para separação entre os dedos longos e região do punho.
3. Corte horizontal – Segundo: etapa onde esta linha será determinada acima da primeira linha de corte, porém esta, intercepta o tecido mole entre o dedo polegar e o dedo médio.
4. Enquadramento dos dedos: etapa final do algoritmo que definirá os limites do espaço que irá separar os dedos I, III e V. Neste espaço que identifica os dedos, as regiões de interesse, as epífises devem estar visíveis.

A tabela 6.3 mostra os resultados obtidos para cada etapa, após a execução do algoritmo.

Tabela 6.3 – Resultado da identificação automática dos dedos

Etapa	Qtd de Imagens	Qtd de Acertos	% de Acertos
Etapa 1	265	265	100%
Etapa 2	265	255	96%
Etapa 3	255	255	100%
Etapa 4 – dedo I	255	240	94%
Etapa 4 – dedo III	255	251	98%
Etapa 4 – dedo V	255	233	91%

Através da tabela 6.3, pode se observar que na Etapa 1, etapa de binarização, o resultado foi de 100% de acertos. Em todas as imagens analisadas o algoritmo conseguiu mostrar a mão branca com definição suficiente dos dedos longos, necessários para definição dos pontos mínimos e máximos, utilizados para encontrar a linha de corte, conforme etapas seguintes. Entende-se que a execução do algoritmo nesta etapa foi satisfatória, pois mesmo com imagens de contraste ruim, gerou imagens binarizada de ótima qualidade

Na execução da etapa 2, 10 imagens não apresentaram bom resultado no cálculo da linha de corte horizontal. As imagens apresentavam uma faixa esbranquiçada, proveniente da revelação do filme radiográfico, e que interferiu na plotagem do histograma horizontal que definiu a linha de corte. Assim, o corte estava sendo realizado na região do punho.

Na etapa 3, foi realizado um segundo corte horizontal, pode-se dizer que ocorreu um refinamento da etapa 2. Onde 100% das imagens foram capazes de definir a linha de corte horizontal.

Na etapa 4, foram processadas as 255 imagens “aprovadas” na etapa 3, sendo esta a última etapa de execução do algoritmo, deve processar a região dos dedos. Conforme mostra a tabela a tabela 6.3 houve um percentual de acerto de 98% para o dedo III (médio), sendo este o melhor resultado da etapa. Em 4 radiografias não foi possível identificar a epífise proximal, por ter ficado fora do espaço que o algoritmo trata. Neste caso, o limite inferior foi calculado errado.

O algoritmo desenvolvido leva em consideração o posicionamento correto da mão, conforme determina o método TW. Portanto, verificando-se o desempenho dos demais dedos,

polegar (dedo I) e mínimo (dedo V), identificou-se que a causa dos erros em ambos os dedos foi a mesma, interferência de outros dedos, onde deveria estar apenas o respectivo dedo (mínimo ou polegar). E como, em algumas imagens a mão não estava posicionada corretamente, conforme mostra a figura 6.4, o percentual de acerto para o dedo mínimo foi de 91% e para o dedo polegar de 94%.

O posicionamento correto da mão indicado pelo método TW mostra que os dedos da mão devem encontrar-se levemente afastados. Quando isto não ocorre, causa uma inclinação maior em relação ao dedo médio, não sendo possível definir as linhas verticais à esquerda e à direita do dedo, sem que haja interferência de parte de outro dedo.

Porém, mesmo com esta dificuldade encontrada em algumas radiografias, pode-se considerar o percentual de acerto muito bom, pois todos foram acima de 90%, ou seja, em ao menos 90% dos casos identificou-se corretamente os dedos I, III e V. E finalmente, pode-se afirmar que, caso todas as radiografias seguissem o padrão do método TW, com certeza o percentual de acerto para os 3 dedos seria de 98%, parecidos ao dedo III.



Figura 6.4 – Imagem mal posicionada de acordo com método TW
Fonte: Tanner [35]

6.3.2. Identificação das epífises com o AAM

Conforme detalhado na seção 5.4 foi utilizado do AAM par identificar as epífises, regiões de interesse dos dedos I, III e V. Para cada dedo foi desenvolvido um modelo AAM, que, conforme descrito na subseção 5.4.3, procura pela forma do dedo de forma iterativa. Como resultado das iterações o AAM gera pontos de contorno que serão utilizados para determinar os espaços, que nas imagens são os quadros destacados, que mostram a região de interesse.

Nas figuras 6.5, 6.6 e 6.7 são mostradas esta aplicação, sendo apresentados o contorno identificado pelo AAM após busca da forma do dedo e os espaços (quadros em destaque) que localizam as epífises. Também são apresentadas nas figuras em sua lateral as epífises demonstrando boa visibilidade.

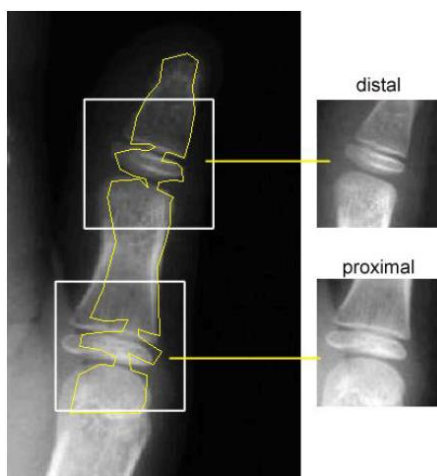


Figura 6.5 – Espaços que mostram epífises do dedo I (polegar)
Fonte: Elaborado pelo autor (2015)

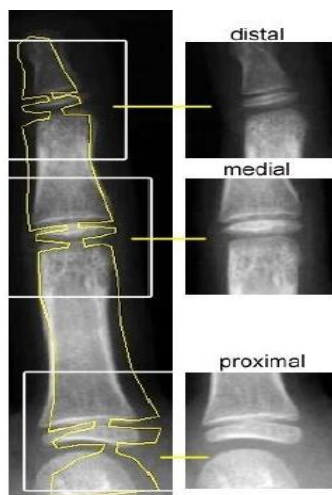


Figura 6.6 – Espaços que mostram epífises do dedo III (médio)
Fonte: Elaborado pelo autor (2015)

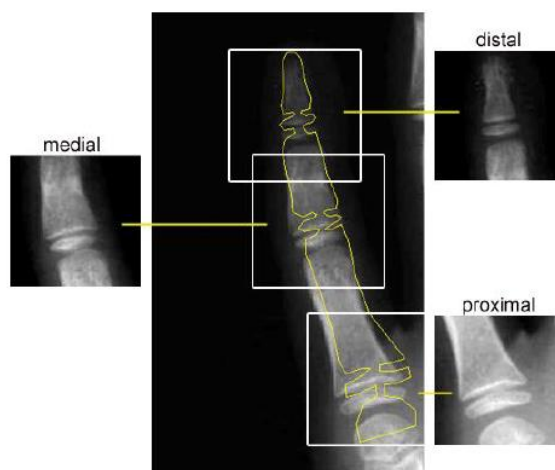


Figura 6.7 – Espaços que mostram epífises do dedo V (mínimo)
 Fonte: Elaborado pelo autor (2015)

Conforme descrito no parágrafo anterior, e observando as figuras 6.5, 6.6 e 6.7, percebe-se que a segmentação pelo AAM não foi ótima, mas as regiões de interesse encontram-se totalmente dentro dos espaços (quadros). A figura 6.7 exemplifica bem esta descrição.

A tabela 6.4 apresenta os testes realizados para identificação das regiões de interesse (epífises), que se encontravam totalmente dentro do espaço (quadro) determinado pelo algoritmo para os dedos I, III e V e que se encontravam centralizadas. Foram considerados resultados incorretos testes onde as epífises se apresentavam fora ou parcialmente fora dos quadros ou quando não estavam visíveis as estruturas adjacentes às epífises.

Tabela 6.4 – Resultados dos testes realizados na localização das epífises dos dedos

Dedo / Epífise	Qtd de Imagens	Qtd de Acertos	% de Acertos
I / distal	240	226	94%
I / proximal	240	226	94%
III / distal	251	243	96%
III / medial	251	246	98%
III / proximal	251	240	95%
V / distal	233	215	92%
V / medial	233	218	93%
V / proximal	233	212	90%

A coluna “qtd de imagens” da tabela 6.4 refere-se a coluna “qtd de acertos” da etapa 4 da tabela 6.3. A partir destas quantidades de imagens iniciou-se os testes para localização das epífises.

Entendendo a tabela 6.4, percebe-se novamente que os melhores resultados após processamento do algoritmo, são do dedo III. Evidentemente devido a uniformidade na aparência do dedo para todas as imagens, conforme foram digitalizadas e enquadradas as radiografias. Já os dedos I e V apresentam resultados com percentuais menores aos resultados do dedo III, também devido ao posicionamento incorreto da mão no instante da realização do exame radiológico. O AAM irá gerar uma segmentação com pouca qualidade e não fará uma busca satisfatória quando algum dedo não estiver posicionado corretamente. Um exemplo desta descrição é mostrado na figura 6.8 abaixo.



Figura 6.8 – Segmentação insatisfatória devido mal posicionamento do dedo
Fonte: Elaborado pelo autor (2015)

É mostrado logo a abaixo na figura 6.9, outros exemplos de erros ocorridos na identificação das epífises, os espaços gerados pelo AAM não foram satisfatórios.



Figura 6.9 – Exemplos de localizações de epífises insatisfatórias
Fonte: Tanner [35]

Conforme os resultados apresentados, percebe-se a necessidade de uma escolha mais criteriosa das imagens para o treinamento do AAM, assim como, avaliando as possibilidades de aparência e posicionamento dos dedos, para aumentar a generalização do modelo testado, com tudo, os resultados mostraram se bem satisfatórios.

6.3.3. Classificação dos Estágios de Maturidade Óssea

Neste momento será realizado uma análise pelo método TW, para classificar um estágio de maturidade ao osso. Conforme explicado no item 5.4, foi escolhido para testes a epífise medial do dedo III.

Olhando a tabela 6.4 verifica-se que a epífise medial do dedo III obteve um maior número de acertos, as mesmas foram analisadas por 2 médicos residentes em radiologia e por um professor do setor de radiologia da Faculdade de Ciências Médicas da Universidade Federal de Uberlândia, que desde o início deste trabalho se dispuseram em entender o método TW e auxiliar nos laudos das imagens, atribuindo a cada uma das epífises uma classificação do estágio de maturidade óssea de acordo com o método TW. A partir dos resultados (laudos) destes colaboradores, foram realizadas as comparações com os resultados do algoritmo de classificação, conforme mostra tabela 6.5.

Vale lembrar, conforme descrito no capítulo 3 que o método TW classifica os estágios fisiológicos de maturidade em letras que vão de B a I.

Tabela 6.5 – Distribuição dos estágios laudados pelos médicos

Nº de Imagens	2	2	13	80	95	33	11	10	246
Estágio	B	C	D	E	F	G	H	I	Total

Os estágios B e C da tabela 6.5 demonstram que foram poucas as imagens que obtiveram esta classificação, isto, devido ao pouco acervo de imagens que continham esta faixa etária de crianças, nestes estágios as crianças devem estar com idade entre 2 e 3 anos, mas segundo os

médicos, são poucas as avaliações clínicas realizadas nesta idade. Normalmente os pais se preocupam com algum distúrbio de crescimento, quando a criança já está com idade pouco mais adiantada, quando seu crescimento está diferente dos demais colegas de sala de aula da escola, atrasado ou adiantado no crescimento físico. Portanto, para a epífise medial do dedo III não foram avaliados os estágios B e C.

Conforme representado na tabela 6.6, seguem os resultados apurados. Observa-se que a coluna “Qtd Imagens” refere-se ao total de imagens laudadas por médicos colaboradores, conforme tabela 6.5.

Tabela 6.6 – Apuração de resultados

	Qtd Imagens	Qtd Acertos	Qtd Erros
D	13	13	0
E	80	72	8
F	95	84	11
G	33	30	3
H	11	10	1
I	10	10	0

Analisando por exemplo, as linhas da tabela onde se encontram os estágios E, F, e G percebe-se uma margem de erro maior em relação aos demais estágios, observa-se na figura 5.21 que existe uma grande semelhança entre eles. Que causou uma classificação gerando erros em um estágio acima ou abaixo do estágio correto.

Contudo, conclui-se através dos valores apresentados na tabela 6.6 que os resultados formam bem satisfatórios, obtendo 90% de acerto das 246 imagens testadas. E 96% das imagens que apresentaram erro, estavam classificadas a apenas 1 estágio de distância do estágio correto.

6.4. Considerações Finais

Neste capítulo foi demonstrado todo o processo realizado desde a aquisição das imagens carpais, digitalização das radiografias, até o enquadramento e corte das regiões de interesse.

Também foi descrito sobre a necessidade de uma base de dados de imagens em radiografias carpais, o que facilitaria em muito este trabalho, bem como de trabalhos futuros.

Os testes realizados foram divididos em 3 etapas, sendo: 1) identificação dos dedos; 2) Através do AAM a identificação das epífises; e 3) classificação dos estágios ósseos de acordo com o método TW. Estes testes demonstraram o desempenho das técnicas para identificação dos dedos de interesse da mão, a utilização do AAM para realizar a segmentação dos ossos e posterior identificação do posicionamento das epífises e finalmente poder classificar a epífise média do dedo III em seu correto estágio de maturidade.

Ambos os resultados, identificação dos dedos, identificação das epífises e classificação dos estágios apresentaram bons resultados de acordo com os valores e percentuais apresentados anteriormente e demonstram a validade dos algoritmos implementados.

A seguir, no próximo capítulo, além de ser apresentado conclusões deste trabalho, também será descrito sobre as suas contribuições acadêmicas, bem como mencionado algumas sugestões para trabalhos posteriores.

7

CONCLUSÕES, CONTRIBUIÇÕES E TRABALHOS FUTUROS

7.1. Introdução

Sendo este o último capítulo desta dissertação, apresentará a seguir, através das análises realizadas a respeito do desempenho das técnicas desenvolvidas os resultados obtidos. Logo após serão apresentadas considerações deste trabalho e por último, serão descritas algumas possibilidades de trabalhos futuros que poderão ser desenvolvidos a partir desta dissertação.

7.2. Conclusões Finais

Os resultados obtidos nos testes desta dissertação são apresentados com maiores detalhes no capítulo 6, demonstrando através da implementação dos algoritmos as etapas de identificação, segmentação e classificação das regiões de interesse importantes ao método TW.

Percebeu-se a través dos resultados descritos na tabela 6.3 que a etapa de identificação dos dedos I, III e V alcançaram boas taxas de acertos, sendo 98% para o dedo III, 94% para o dedo I e 91% para o dedo V. Os acertos ainda não foram maiores devidos aos defeitos apresentados pelos filmes radiográficos.

Como informado anteriormente, o método TW avalia apenas a mão esquerda do paciente, e como as radiografias obtidas apresentavam as duas mãos, foi necessário realizar um recorte na mão esquerda da imagem gerando uma nova imagem enquadrada. O enquadramento realizado ajusta a posição do dedo III na vertical e deixa-o em conformidade com o método TW. Vale lembrar que atualmente, devido a não utilização do método TW, no momento da realização do exame o técnico em raios-x não se preocupa com o ângulo dos demais dedos em relação ao dedo III, por isso os dedos I e V nem sempre se encontram posicionados na posição recomendada ao método TW, portanto, apresentando diferenças nos resultados. Conforme

afirmado anteriormente, se os dedos I e V se encontrassem posicionados corretamente, também apresentariam resultados próximos aos 98% do encontrado ao dedo III. Assim, também na identificação das epífises, o dedo III apresentou melhor resultado, que os dedos I e V.

A utilização do AAM – Active Appearance Models obteve resultados considerados muitos bons, em torno de 90% de acertos.

Em acordo com o método TW, este trabalho apresenta uma técnica que realiza a classificação dos estágios ósseos realizando uma comparação entre imagens de referência e a epífise a ser avaliada. As imagens de referência são geradas a partir de um conjunto de várias imagens de cada estágio de maturidade. Através da medida de correlação realiza-se a comparação baseando-se na aparência da imagem, o que causou os erros de classificação entre os estágios F, G, H e I de 1 estágio de distância.

Escolheu-se neste trabalho a epífise medial do dedo médio (dedo III) para realizar os testes e apurar os resultados quanto a classificação do estágio ósseo, resultados estes que estão representados na tabela 6.6, permitindo determinar uma taxa de acerto global de 90% e detectando que os erros encontrados estão a apenas 1 estágio de classificação do estágio correto, conforme a causa está descrita no parágrafo anterior, referente aparência dos estágios.

7.3. Contribuições

Dentro da área da saúde, profissionais especialistas em ortopedia, pediatria, endocrinologia, nutrição, odontologia, fisioterapia, dentre outros, utilizam-se da avaliação da maturidade óssea para determinar um diagnóstico sobre o paciente, e que em grande maioria, são crianças com distúrbio de crescimento.

O método TW é considerado pela literatura aproximadamente 5 vezes mais preciso que outros métodos, porém, devido sua dificuldade em ter que manipular dados, faz com que os profissionais da saúde não o utilizem.

Com os estudos realizados neste trabalho pode-se contribuir mostrando que é possível implementar um sistema totalmente automatizado para avaliação da idade óssea utilizando o método TW. Fazendo com que o método TW tenha uma chance maior de ser utilizado em hospitais e clínicas de diagnóstico por imagem.

Analisando os trabalhos correlatos, observa-se que muitos dos textos pesquisados apresentam características de identificação e classificação das regiões de interesse separados. Uma das contribuições desta dissertação foi realizar estas duas etapas em um só trabalho.

Foi demonstrado a aplicação do AAM, para segmentação dos dedos e identificação das epífises com apuração de bons resultados. Mesmo as imagens apresentando posicionamento da mão fora do padrão exigido pelo método TW, o algoritmo de identificação dos dedos também apresentou bons resultados. Assim, como é característica do ASM, o AAM também se mostrou eficiente nas radiografias que não possuíam um padrão de contraste e brilho nas imagens, fazendo desnecessário uma etapa de pré-processamento da imagem.

Através do envolvimento de profissionais externos à dissertação, pode-se afirmar que o trabalho num todo foi interdisciplinar. Vale registrar que os profissionais envolvidos neste trabalho se mostraram bastante empolgados com sua execução e principalmente com os resultados obtidos. Inclusive 2 artigos científicos foram publicados em congresso regional. E, um dos médicos residentes, que possui bons conhecimentos em programação de softwares demonstrou interesse em patrocinar o desenvolvimento de uma ferramenta comercial para sua futura clínica. Com certeza a implementação das propostas realizadas nesta dissertação poderá trazer grandes benefícios para a população, tão carente de resultados médicos mais precisos.

7.4. Trabalhos Futuros

A realização dos testes em todas as regiões de interesse dos dedos I, III e V, poderia ser um dos trabalhos de continuidade desta dissertação. Bem como a realização de uma ferramenta didática e disponível aos profissionais da saúde.

Poderia também ser dado continuidade a esta dissertação a avaliação do método TW-RUS, que avalia os ossos da palma da mão, sendo 7 ossos, juntamente com a ulna e o rádio, ossos do punho.

Outra sugestão de trabalho futuro a esta dissertação é o desenvolvimento de um algoritmo que posicione a mão de acordo com o método realizado.

A utilização de um melhor classificador para realizar as comparações entre aparências das regiões de interesse, o que diminuiria consideravelmente a taxa de erros, e trazendo uma maior precisão na classificação dos estágios e determinação da maturidade óssea para o método TW.

Outro trabalho futuro que torna-se interessante, é o desenvolvimento de um banco de dados de imagens de radiografias carpais, sendo estes com características de armazenamento de imagens obtidas através de aparelhos de raios-x convencionais e digitais, imagens de pacientes do sexo masculino e feminino, imagens diferenciadas por regiões brasileiras, dentre outras.

7.5. Considerações Finais

Conclusões sobre o desempenho e resultados foram apresentados neste capítulo da dissertação, bem como as contribuições percebidas e identificadas, um exemplo importante a reafirmar, foi a possibilidade de trabalhar o envolvimento de várias entidades e por fim, foram deixadas registradas algumas possibilidades de trabalhos futuros que podem ser desenvolvidos posteriormente.

REFERÊNCIAS

- [1] 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.
- [2] 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.
- [3] RUSS, J. C. **The Image Processing Handbook**. 2. Ed. CRC-Press. 1995. 255-268 p.
- [4] EFFORD, N. D. **Knowledge-based segmentation and feature analysis of hand wrist radiographs**. University of Leeds. [S.1.]. 1994.
- [5] 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.
- [6] MORRIS, D. T.; WALSHAW, C. F. **Segmentation of the finger bones as a prerequisite for the determination of bone age**. Image and Vision Computing, 12, n. 4, 1994. 239-246.
- [7] DURYEA, J. et al. **Automated algorithm for the identification of joint space and phalanx margin locations on digitized hand radiographs**. Medical Physics, 26, n. 3, 1998. 453-461.
- [8] VOGELSANG , F. et al, **Skeletal maturity determination from hand radiograph by model based analysis**. Proceedings of SPIE, 3979, 2000. 294-305.
- [9] 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.
- [10] TANNER, J. M.; GIBBONS, R. D. **A computerized image analysis system for estimating Tanner-Whitehouse 2 bone age**. Hormone Research, 42, n. 6, 1994. 282-287.

- [11] TANNER, J. M. et al. **Reliability and validity of computer-assisted estimates of Tanner-Whitehouse skeletal maturity (casas): comparison with the manual method.** Hormone Research, 42, n. 6, 1994, 288-294.
- [12] ALBANESE, A.; HALL, C.; STANHOPE, R. **The use of a computerized method of bone age assessment in clinical practice.** Hormone Research, 44, n. 3, 1995, 2-7.
- [13] GARN, S. M. et al. **Metacarpophalangeal length in the evaluation of skeletal malformation.** Radiology, 105, 1972.375-381.
- [14] GROSS, G. W.; BOONE, J. M.; BISHOP, D. M. **Pediatric skeletal age: Determination with neural networks.** Radiology, 195, n. 3, 1995. 689-696.
- [15] SILVA, A. M. M. et al. **On Determining a Signature for Skeletal Maturity.** SIBGRPI. [S.l.]: [s.n.]. 2001. p. 246-251.
- [16] PIETKA, E. **Computer-assisted bone age assessment based on features automatically extracted from a hand radiograph.** Computerized Medical Imaging and Graphics, 19, n. 3, 1995. 251-259.
- [17] PIETKA, E.; HUANG, H. K. **Epiphyseal fusion assessment based on wavelets decomposition analysis.** Computerized Medical Imaging and Graphics, 19, n. 6, 1995. 465-472
- [18] BEHIELS, G. et al. **Retrospective Correction of.** Medical Image Analysis, 6, 2002. 183-190.
- [19] NIEMEIJER, M. et al. **Assessing the Skeletal age from a hand radiograph: automating the Tanner-Whitehouse method.** Proceedings of the SPIE, 5032, 2003.1197.
- [20] MORAES, M. E. L.; MEDICI, E. F.; MORAES, L. C. **Surto de crescimento puberal. Relação entre mineralização dentária, idade cronológica, idade dentária e idade óssea. Método radiográfico.** Revista Odontol UNESP, São Paulo, 27, n.1, 1998.111-129.

- [21] ACHESON, R. M. & H. D. Oxford Child Health Survey. **Stature and skeletal maturation in the pre-school child**. British Journal of Preventive and Social Medicine. N.8, 1954. 59-65.
- [22] MILNER, G.; LEVICK, R.; KAY, R. **Assessment of bone age: a comparison of the Greulich and Pyle, and Tanner and Whitehouse methods**. Clinical Radiology, 37, n.2, 1986.119-121.
- [23] BONTRAGER, K. L. **Tratado de Técnica Radiológica e Base Anatômica**. 4 ed., Rio de Janeiro, Guanabara Koogan, 1999.
- [24] EKLOF, O; RINGERTZ, H. **A Method for Assessment of Skeletal Maturity**. Annales de Radiologic. Paris, 10, n.3/4, 1967.330-336.
- [25] TANNER, J. M. et al. **Assessment of skeletal maturity and prediction of adult height (TW2 method)**. Ed London: Academic Press, 1975.
- [26] GREULICH, W.; PYLE, S. **Radiographic atlas of skeletal development of hand and wrist**. 2 ed. [S.I.], Stanford University Pres, 1971.
- [27] BEUNEN, G. E. A. **Skeletal Maturity in Belgian youths assess by the Tanner-Whitehouse method (TW2)**. Annals of Human Biollogy. London, 17, n.5, 1990.335-376.
- [28] GILLI, G. **The assessment of skeletal Maturation**. Hormone Research, Basel, 45, n.2,1996.
- [29] VIGNOLO, M. **Use of the new US90 standards for TW-RUS skeletal maturity scores in youths from the Italian population**. Hormone Research. Basel, 51, n.4, 1999.168-172.
- [30] MARCONDES, E. **Contribuição par o Estudo do Valor Clínico em Pediatria da Idade Óssea determinada pela Radiografia de Mãos e Punhos**. FMUSP. [S.I.].1965.
- [31] BULL, R. et al. **Bone age assessment: a large scale comparison of the Greulich and Pyle, and Tanner and Whitehouse (TW2) methods**. Archives of Disease in Childhood, 81, n.2, 1999.172-173.

- [32] TODD, T. W. **Atlas of skeletal maturation**. Saint Louis: Mosby, 1937.
- [33] TANNER, J. M.; WHITEHOUSE, R. H. **Standards for skeletal maturation**. International children's center. Paris, 1959.
- [34] TANNER, J. M.; WHITEHOUSE, R. H.; HEALY, M. J. R. **A new system for estimating skeletal maturity from the hand and wrist, with standards derived from a study of 2600 healthy British children**. Centre International de l'Enfance, Paris, 1962.
- [35] TANNER, J. M. et al. **Assessment of skeletal maturity and prediction of adult height (TW2 Method)**. 3 ed. London: Academic Press, 1983. 108 p.
- [36] TANNER, J. M. et al. **Assessment of skeletal maturity and prediction of adult height (TW3 Method)**. 3 ed. London: Academic Press, 2001. 110 p.
- [37] CASTRO, F. C. **Localização, segmentação e classificação automáticas de regiões de interesse para a determinação de maturidade óssea utilizando o método de Tanner-Whitehouse**. Dissertação de mestrado, Programa de Pós Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Uberlândia, 2009.114 p.
- [38] STAGMANN, 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.
- [39] COOTES, T. F.; TAYLOR, C.J. **Statistical models of appearance for computer vision**. University of Manchester. [S.I.]. 2001.
- [40] COOTES, T. F.; TAYLOR, C.J. **Statistical models of appearance for computer vision**. University of Manchester. [S.I.]. 2004.
- [41] FISKER, R. **Making Deformable Template Models Operational**. Technical University of Denmark, Lyngby. 2000.
- [42] POMPILHO, S. **Análise Essencial**. 1 ed. Rio de Janeiro: Ciência Moderna 2004.