

Title	パターン整合法に基づく手部X線画像からの骨年齢の自動推定
Author(s)	西, 大介
Citation	
Issue Date	1998-03
Type	Thesis or Dissertation
Text version	author
URL	http://hdl.handle.net/10119/1152
Rights	
Description	Supervisor: 下平 博, 情報科学研究科, 修士

修 士 論 文

**パターン整合法に基づく
手部 X 線画像からの骨年齢の自動推定**

指導教官 下平 博 助教授

北陸先端科学技術大学院大学
情報科学研究科情報処理学専攻

西 大介

1998 年 2 月 13 日

要 旨

小児医学の分野における成長診断では骨年齢が重要な診断要素となっているが、骨年齢の推定には、まずその習熟に時間を要し、更に推定自体も手作業なため、手間がかかるという問題がある。本論文は、計算機による骨年齢の自動推定を提案するものである。

提案する推定手法は骨年齢が既知の手部 X 線画像と、未知の手部 X 線画像のパターン整合法に基づいており、基本的に最も類似した画像の骨年齢をもって、未知画像の推定年齢とする。計算機上での実装にあたっては、橈骨および第 3 基節骨に対象部位を限定する。

実験では上記の対象部位の画像を用いて、パターン整合法に基づき手部 X 線画像の骨年齢を自動推定し、平均推定誤差が 0.66 歳となる結果が得られ、本手法の有効性が示された。

目次

1 序論	1
1.1 本研究の背景	1
1.2 本研究の目的	1
1.3 本論文の構成	2
2 骨年齢自動推定法	3
2.1 ROI 画像の抽出法	3
2.1.1 領域抽出	3
2.1.2 傾き・位置補正	4
2.2 前処理	5
2.3 骨年齢決定法	5
2.3.1 類似度の算出法	5
2.3.2 推定骨年齢の決定法	6
3 骨年齢推定実験	11
3.1 実験環境	11
3.2 骨年齢推定実験	13
3.2.1 前処理法の評価	13
3.2.2 加重平均法に関する予備実験	13
3.2.3 各骨の骨年齢推定実験	13
3.2.4 考察	14
3.3 2 骨による骨年齢推定	14
3.3.1 2 骨による推定骨年齢算出法	14

3.3.2	2 骨による骨年齢推定実験	15
3.3.3	考察	15
4	実用化のための検討	23
4.1	TW2 法の成熟段階の推定	23
4.1.1	実験	23
4.1.2	考察	24
4.2	推定困難なデータの自動棄却	24
4.2.1	自動棄却法	24
4.2.2	自動棄却実験	24
4.2.3	2 骨による推定困難なデータの自動棄却実験	25
4.2.4	考察	25
4.3	骨の個体差に対する検討	25
4.3.1	正規化実験	26
4.3.2	考察	26
4.4	画像の階調数の検討	26
4.4.1	考察	27
5	結論	36
5.1	専門家との比較	36
5.2	研究の成果	36
5.3	今後の課題	38

第 1 章

序論

1.1 本研究の背景

骨成熟 [1] の評価は小児医学の分野におけるや成長診断では重要な研究課題であり、その尺度として骨年齢が一般に用いられる。骨年齢の推定には、低コスト、被曝量の軽減、情報の多さ等の理由から、手部 X 線画像 (図 1.1) が主に用いられる。骨年齢の推定方法として客観的なスコア方式である Tanner-Whitehouse2 法 (TW2 法) [2] が主に用いられる。しかし、TW2 法による骨年齢の評価は、かなりの習熟を要する事と、評価に時間がかかる事が問題となっている。そのため、骨成熟を自動評価する方法の確立が強く望まれている。

計算機を利用した骨年齢の自動推定法は、TW2 法で定義されているクラスに分類する事を基本とする手法 [3] と、専門家が定めた骨の特徴点を抽出する為に骨の輪郭線を検出する手法がある [4, 5]。しかし、前者は骨年齢を決定する際に骨の成熟度に応じたクラス分けを行なう必要があるため、情報が損失され骨年齢の推定精度に悪影響を及ぼす可能性がある。また 後者は前処理として輪郭線を検出する処理を必要とするため骨が重なっている画像では計測が困難 (又は不能) である。

1.2 本研究の目的

本研究では、TW2 法に基づかず、且つ輪郭線や特徴点の抽出を陽には行わない新たな自動推定手法の開発を研究目的とする。具体的には、骨年齢が付与されている大量の X 線画像を参照パターンとしたパターン整合法を用いることで、骨年齢を直接予測する。



図 1.1: 手部 X 線画像

1.3 本論文の構成

本論文の構成は次の通りである。第 1 章は序論である。

第 2 章は本研究で提案する骨年齢推定法について、原画像から骨年齢が推定されるまでの課程について述べる。第 3 章では 2 章で提案した手法を用いて推定実験を行う。第 4 章では実用化のための検討を行う。第 5 章は結論である。

第 2 章

骨年齢自動推定法

2.1 ROI 画像の抽出法

手を構成する 20 以上の部位の骨は、骨によって成長の過程や速度が異なるため、骨年齢の推定は、TW2 法でもそうであるように、個々の骨を個別に評価をする必要がある。手骨の中でも指を構成する基節骨 (proximal phalanx) は、他の骨との接触が少なく 画像のコントラストも良好で輪郭線の検出が容易であるため、骨年齢自動推定の研究においてしばしば対象部位 (ROI: region of interest) として取り上げられている。一方、手首付近に位置する橈骨 (radius) およびその骨端骨 (epiphysis) は、橈骨は周辺の骨と接触するため分離が困難であること、また比較的肉厚があるため、橈骨全体の輪郭線の検出は極めて困難であることから、自動化処理の対象部位とされた例が少ない。しかし、人手による詳細な計測と分析によると、橈骨の骨幹端 (metaphysis) と骨端骨の幅の比には骨年齢と高い相関があることが報告されており [6]、橈骨における自動評価法の確立が期待されている。

そこで、本研究では分析が従来困難であった橈骨を第 1 の対象部位とする。また、従来から数多く用いられてきた第 3 基節骨も対象とする。それぞれの骨において、ROI 画像は骨幹端と骨端骨部分に注目して抽出する (図 2.1)。

2.1.1 領域抽出

手部 X 線写真を透過型イメージスキャナ (400DPI, 8-bit gray scale) を使って計算機に取り込み、第 1 段階として、得られた原画像から橈骨と第 3 基節骨を含む小長方形領域をそれぞれ抽出する (図 2.1)。長方形領域には、対象部位以外の隣接する骨が可能な限り含ま

れていないことが望ましいが、対象部位の位置や傾きの補正は以降の処理で自動的に行えるので、この段階における高い抽出精度は要求されない。現在、この長方形領域の抽出に限って視察による処理を行っている。自動化については今後の課題であるが、上記の理由により骨年齢推定への影響は少ないものと考えている。

2.1.2 傾き・位置補正

パターン整合により画像の類似性の比較を高精度に行うためには、画像の傾きや位置の正規化を予め行っておくことが重要である。以下に、橈骨における傾き補正法、位置補正法について述べる。尚、第3基節骨についても同様に行うものとする。

傾き補正

原画像から抽出した橈骨の画像 (700*700 画素) において、左上角を原点として画像の水平方向の座標を x 、垂直方向の座標を y とする。そこで、 $y = 490$ と $y = 630$ において、2つの水平方向の断面の画素値の分布を抽出する。この分布において、最大値の 70% となる位置を骨の両端とすることで骨の中心位置を決定し、 x 座標における骨の中心のずれ b を求める (図 2.2)。このとき、骨の傾き θ は式 (2.1) のようになり、この θ を用いて画像を回転補正する。ここで、 a は 2つの水平方向の断面の距離であるので、 $a = 140$ となる。

$$\theta = \arctan \frac{b}{a} \quad (2.1)$$

位置補正

位置補正は、傾き補正後の画像において、縦軸と横軸について画素値の積算の分布をそれぞれ求める (図 2.3)。骨の幅は、横軸における分布において、最大値の 70% となる位置を骨の端として決定する。骨端線 (growth plate) の位置は縦軸における分布において画像の下部から上部方向に向かって初めて変化量が大きくなる位置とした。次に、骨の幅の中心と骨端線の位置が、ROI 抽出窓の中心となるように窓の位置を合わせる (図 2.4)。ROI 抽出窓は固定長の長方形窓を用いる。ここで、橈骨の固定長窓の大きさは 600*200 画素、第3基節骨は 320*240 画素である。

2.2 前処理

本手法で行われる前処理としての画像処理は以下の順で行う。

1. 画像の圧縮

計算時間の短縮のため、抽出された ROI 画像の解像度を粗くしてパタンの次元を圧縮する。ここでは、8*8 画素中の画素値の平均値を 1 画素して置き換える方法で 1/64 に圧縮した。

2. 階調変換

個々の画像においてコントラストの影響を避けるため、ヒストグラム平滑化 [7] による階調変換を行う。

3. Median フィルタによる平滑化

ROI 画像にに含まれる細かなノイズを除去するため、Median フィルタによる平滑化を行う。フィルタの大きさは 3*3 画素とした。

4. 背景分離

骨以外の非対象領域を除去するために、各々の ROI 画像において、濃度ヒストグラムから骨と背景部分の閾値となる画素値を算出し、閾値以下の画素値を 0 とする。図 2.5 に閾値を変化させて背景部分の画素値を 0 とした例を示す。

2.3 骨年齢決定法

骨年齢の推定は、骨年齢の未知な手部 X 線写真の ROI 画像と参照パターンとのパターン整合による類似性の比較によって行う (図 2.6)。参照パターンは、骨年齢が専門家によって予め付与されている 大量の ROI 画像によって構成される。

2.3.1 類似度の算出法

パタンの類似性、相違性の尺度として単純類似度を用いる。評価用 ROI 画像ベクトルを $\mathbf{x}$ 、参照用 ROI 画像ベクトルを $\mathbf{r}$ としたとき、 $\mathbf{x}$ と $\mathbf{r}$ との類似度 $S(\mathbf{x}, \mathbf{r})$ は、

$$S(\mathbf{x}, \mathbf{r}) = \frac{(\mathbf{x}, \mathbf{r})}{\|\mathbf{x}\| \|\mathbf{r}\|} \quad (2.2)$$

より求める。式(2.2)において、 $(\cdot, \cdot)$ は2つのベクトルの内積、 $\|\cdot\|$ はユークリッドノルムである。また、ベクトルの要素は画像の画素値(0～255)を用いる。

2.3.2 推定骨年齢の決定法

推定骨年齢は加重平均法に基づいて決定する。ここで、骨年齢が未知の評価用 ROI 画像に対して、参照パターン集合中の ROI 画像で、最も類似度の高いものから i 番目の参照パターンの類似度、及び骨年齢をそれぞれ S_i 、 Y_i とする。推定骨年齢 $Y_{estimate}$ は、以下の式(2.3)より求める。

$$Y_{estimate} = \frac{\sum_{i=1}^k (S_i)^p Y_i}{\sum_{i=1}^k (S_i)^p} \quad (2.3)$$

式(2.3)において p 及び k は定数であり、予備実験により決定するものとする。

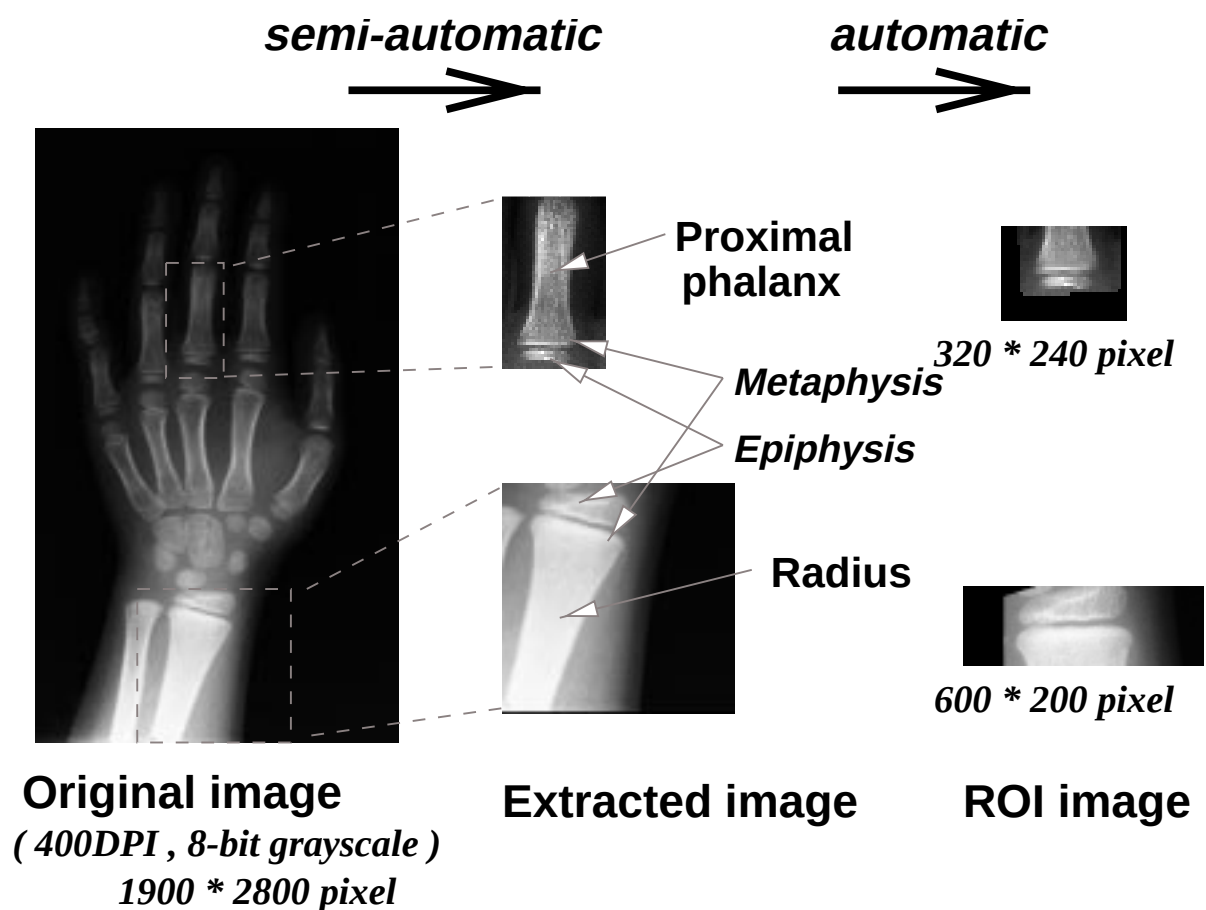


図 2.1: 橈骨と第3基節骨画像の ROI 画像の抽出

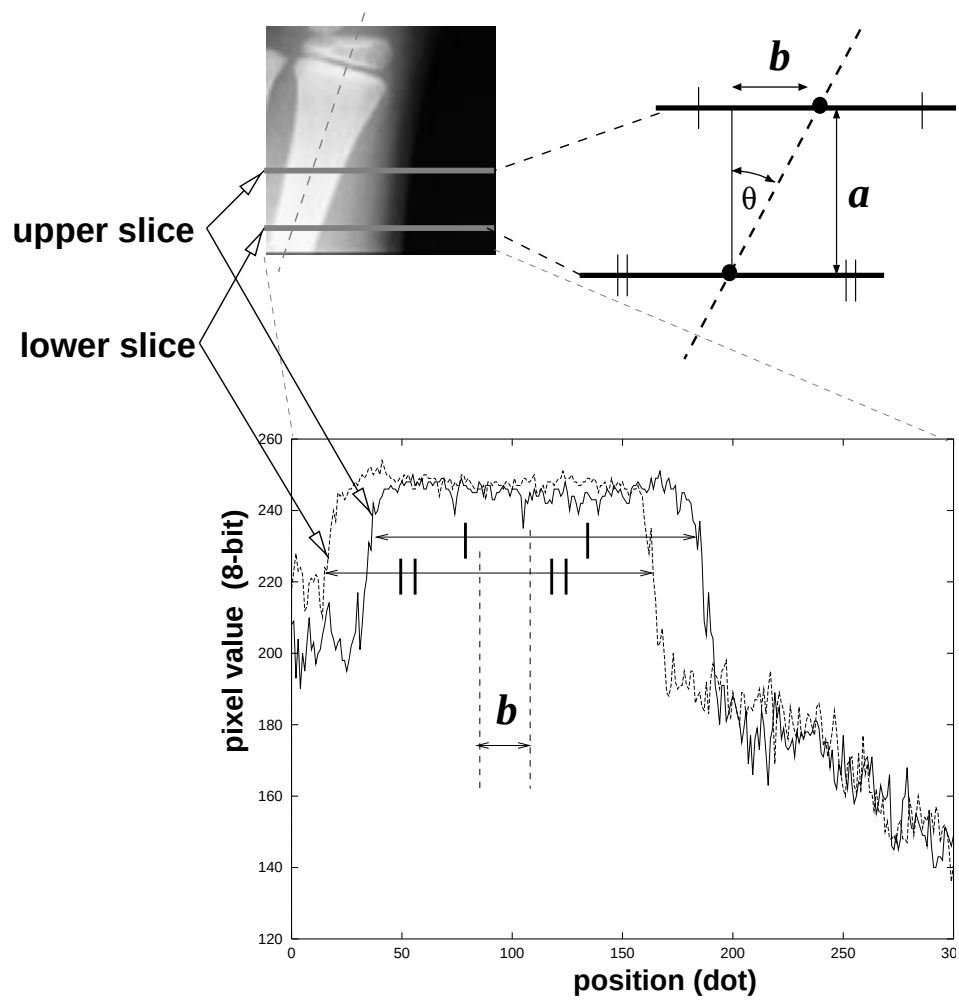


図 2.2: 橈骨における傾き補正量の算出

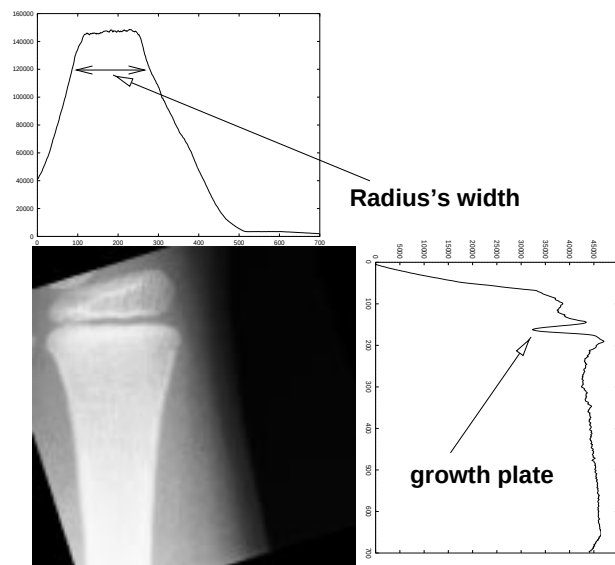


図 2.3: 橈骨における骨の幅、骨端線 (growth plate) の位置の抽出

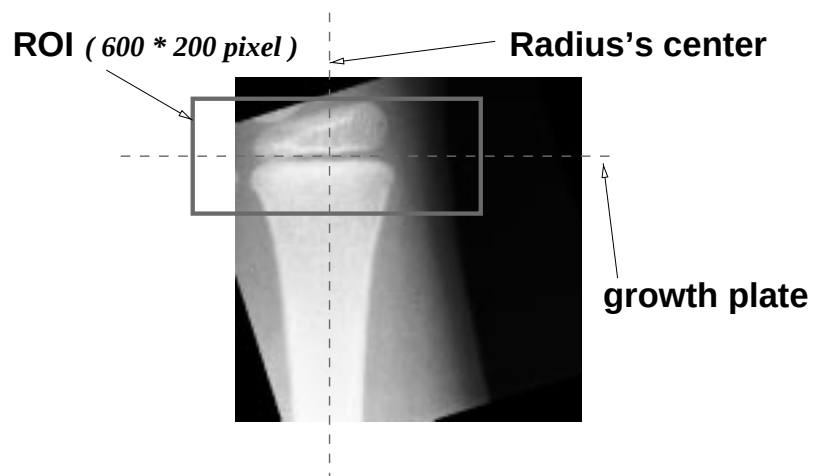


図 2.4: ROI 画像の抽出 (橈骨)

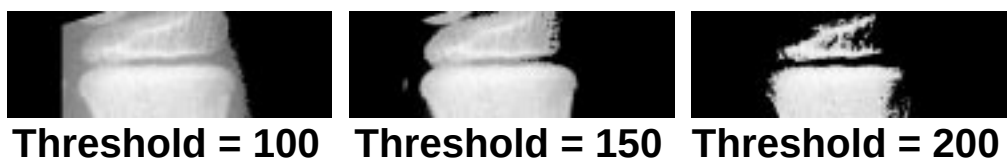


図 2.5: 画素値の閾値を変化させて背景を除去した例

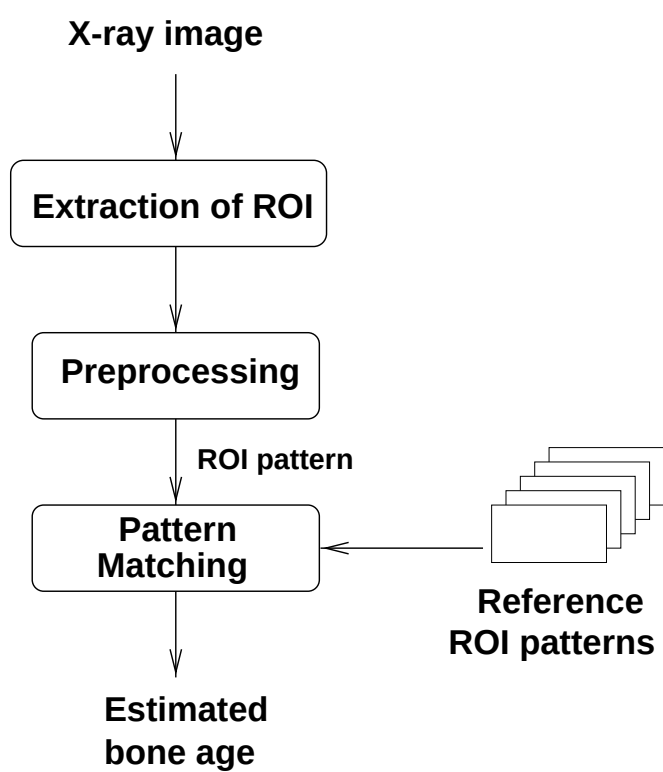


図 2.6: システム構成

第 3 章

骨年齢推定実験

3.1 実験環境

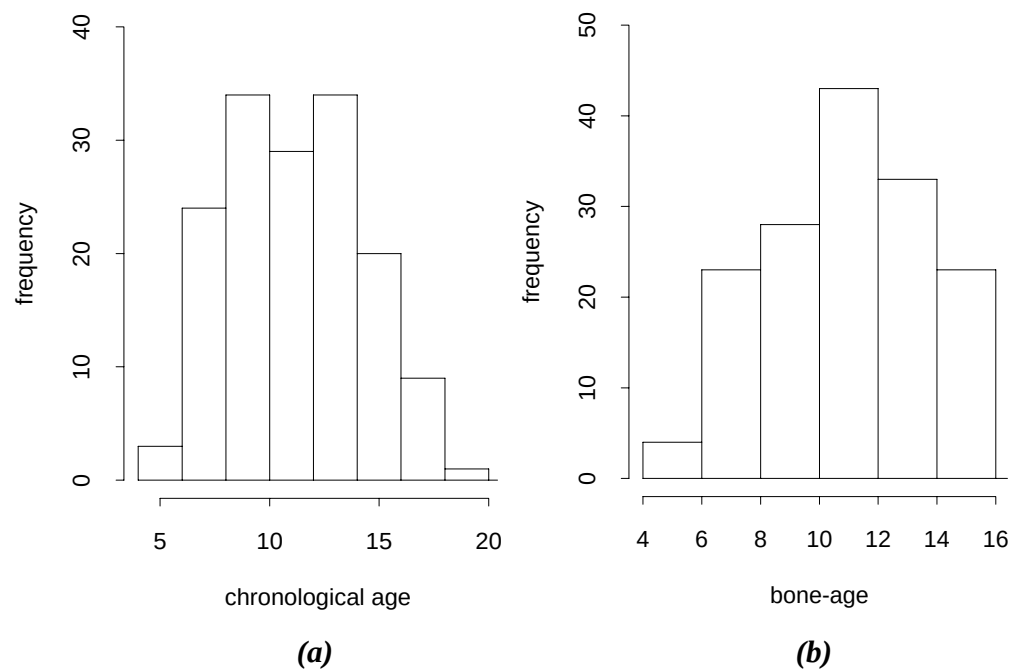


図 3.1: 実験データに付与されている暦年齢 (a) と骨年齢 (b) の分布

実験用のデータとして、暦年齢が約 5 歳～ 20 歳前後までの女性 19 名 (全て健常者) の 1 年～ 2 年毎に撮影された左手の X 線写真 154 枚を用いた。各データには専門家が TW2 法

によって求めた骨年齢が付与されており、これを基準として本提案手法による骨年齢推定の精度を評価した。推定精度の算出には、1 人のデータを評価用に、残り 18 名のデータを参照パターンとして使用して計 19 セットの推定実験を行い、推定誤差の平均値をもって最終的な推定精度とした。実験に用いたデータにおける骨年齢の分布を図 3.1 に示す。図より、暦年齢と骨年齢は異なるものであること、骨年齢が 10 歳から 12 歳までのデータ数が最も多く、4 歳から 6 歳までのデータ数が極端に少ないことがわかる。また、図 3.2 に暦年齢と骨年齢との差をしめす。ここで、両者の差の平均値は 0.26 歳、標準偏差は 0.39 歳である。

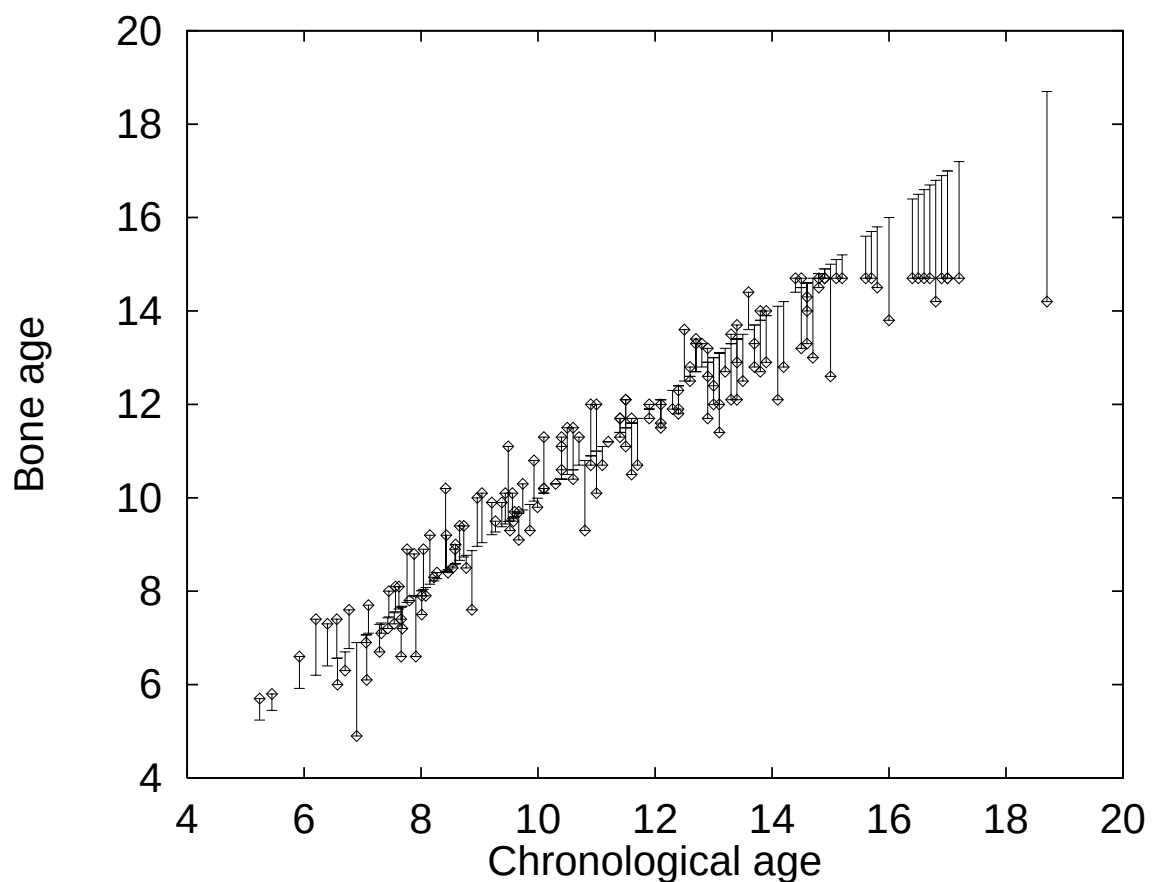


図 3.2: 暦年齢と骨年齢との差

3.2 骨年齢推定実験

3.2.1 前処理法の評価

前処理について比較実験を行った結果を図 3.3 に示す。グラフにおいて、“ original ”は何も処理を施していない ROI 画像を示す。また、“ compress ”は original 画像を圧縮した画像、“ compress+Hist-Eq ”は圧縮した画像を階調変換した画像、“ compress+Hist-Eq + Median ”は“ compress+Hist-Eq ”の画像を Median フィルタで平滑化処理をした画像である。横軸に、各画像処理において背景を除去するための画素値の閾値 (threshold) を変化させた時の骨年齢の平均推定誤差を示している。

この結果より、以下の事が言える。

1. 1/64 に圧縮しても推定精度は劣化しない。
2. 階調変換を行い、且つ Median フィルタによる平滑化処理が有効である。
3. 背景を分離するための閾値が 100 程度のときに推定精度が良くなる。

以降の実験においては、この結果を踏まえて実験を行う。但し、背景を分離するための閾値は、個々の画像において濃度ヒストグラムより自動的に決定する。また、それによる推定精度への影響は殆んど無い。

3.2.2 加重平均法に関する予備実験

式 (2.3) における、 k 、 p についての予備実験を図 3.4、図 3.5 に示す。グラフより、以後橈骨は $(k, p) = (7, 31)$ 、第 3 基節骨は $(k, p) = (8, 13)$ として実験を行うものとする。

3.2.3 各骨の骨年齢推定実験

橈骨および基節骨についての推定実験の結果を表 3.1 及び図 3.6、図 3.7 にそれぞれ示す。横軸は専門家が TW2 法で与えた骨年齢、縦軸は提案手法によって推定された骨年齢であり、図中の縦線は両者の差、いわゆる推定誤差を表わしている。

表 3.1: 推定実験結果 (単位：年)

被対象骨	推定誤差	
	平均	標準偏差
橈骨	0.78	0.68
第3基節骨	0.76	0.63

3.2.4 考察

図 3.6、図 3.7 より、低年齢層 (5～8 歳) が比較的誤差が大きい結果となっている。その原因としては、図 3.1 からわかるように低年齢層のデータ数が比較的少ない事が理由として上げられる。逆に最もデータ数が豊富な中年齢層 (9～12 歳) では比較的良好に推定が行われている。この結果から、高い推定精度を得るには対応する年齢層のデータが多数必要である事がわかる。

また、橈骨より第3基節骨の推定精度が良いことがわかる。その原因としては橈骨の ROI 画像中に含まれる他の骨にあると考えられる。故に今後は橈骨の ROI 画像に他の骨が含まれないように抽出法を改良する必要がある。

3.3 2 骨による骨年齢推定

専門家によって与えられている骨年齢は、全ての骨を用いて算出された、いわゆる手部 X 線画像全体としての骨年齢である。また、単独の骨を用いて全体の骨年齢を推定するには、誤差が大きく推定精度に限界がある。そこで、1つの手部 X 線画像において、複数の骨の推定結果を統合して画像全体の骨年齢を推定することで、推定精度の信頼性を向上させる。

3.3.1 2 骨による推定骨年齢算出法

ここでは、橈骨の推定骨年齢を Y_{radius} 、第3基節骨の推定骨年齢を $Y_{proximal}$ 、橈骨への寄与率を α として、2 骨から推定される骨年齢 Y を次式より求める。

$$Y = \alpha Y_{radius} + (1 - \alpha) Y_{proximal} \quad (3.1)$$

3.3.2 2 骨による骨年齢推定実験

式 (3.1) の橈骨への寄与率 α を変化させた時の実験結果の推移を図 3.8 に示す。 $\alpha = 0.4$ で推定骨年齢を算出した結果を表 3.2、図 3.9 に示す。

表 3.2: 推定実験結果 (単位：年)

被対象骨	推定誤差		α
	平均	標準偏差	
橈骨と第 3 基節骨	0.66	0.52	0.4

3.3.3 考察

3.2 より、単独の骨における推定結果と比較すると誤差は減少している。故に、複数の骨を用いて推定する事が有効であることがわかる。また、本手法では 2 個の骨を用いて、20 個の骨を用いた専門家による推定結果に近い精度が得られた。故に今後さらに対象とする骨を増やす事で推定精度の改善が期待でき、本手法の有効性が示された。

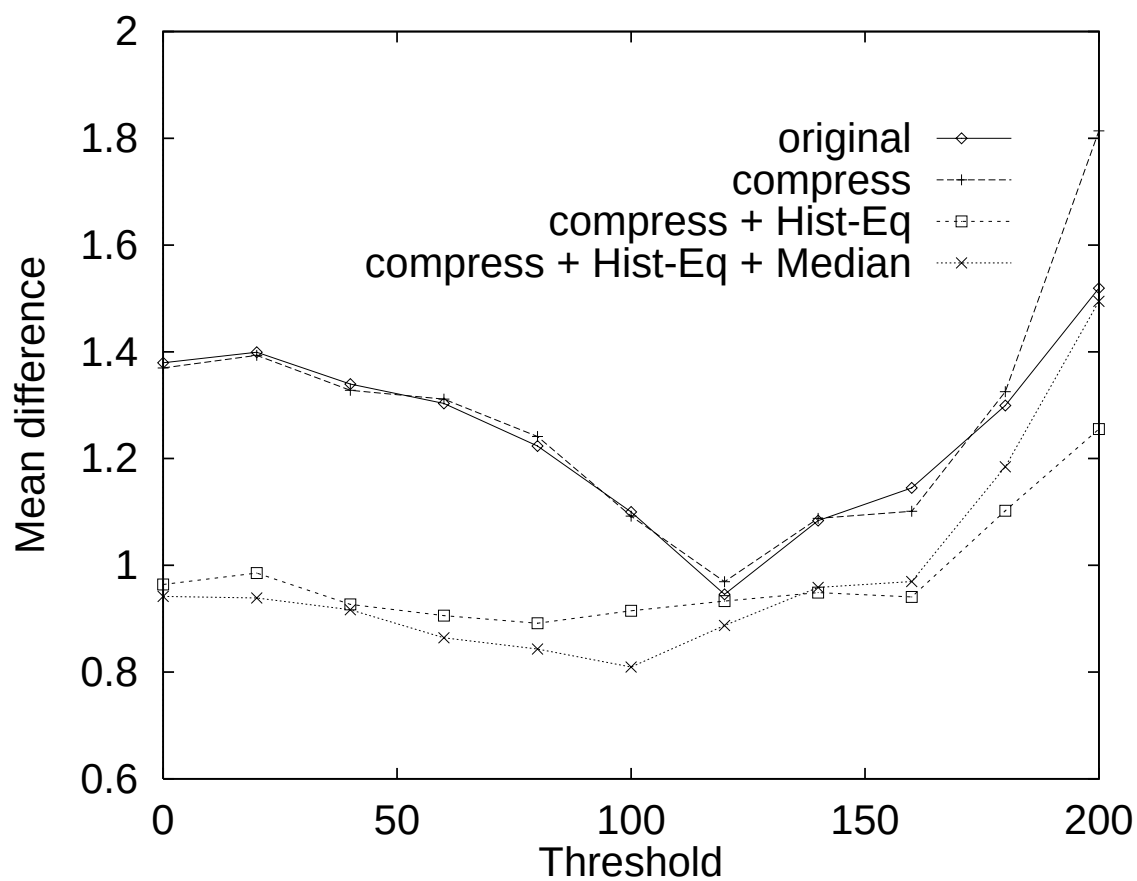


図 3.3: 前処理の比較実験 (橈骨)

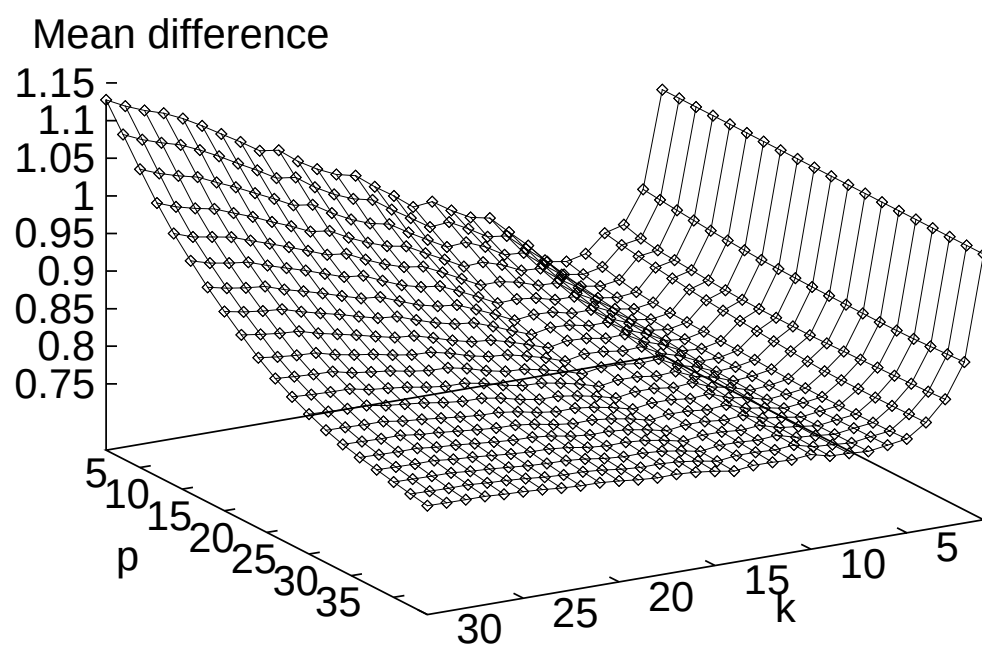


図 3.4: k 、 p と平均推定誤差 (橈骨)

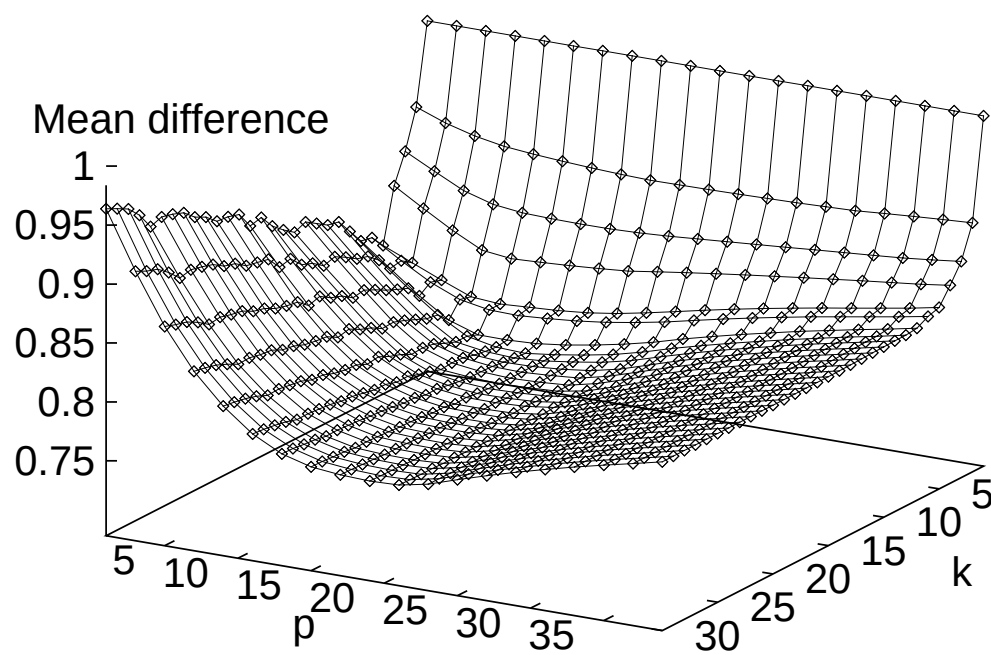


図 3.5: k 、 p と平均推定誤差 (第 3 基節骨)

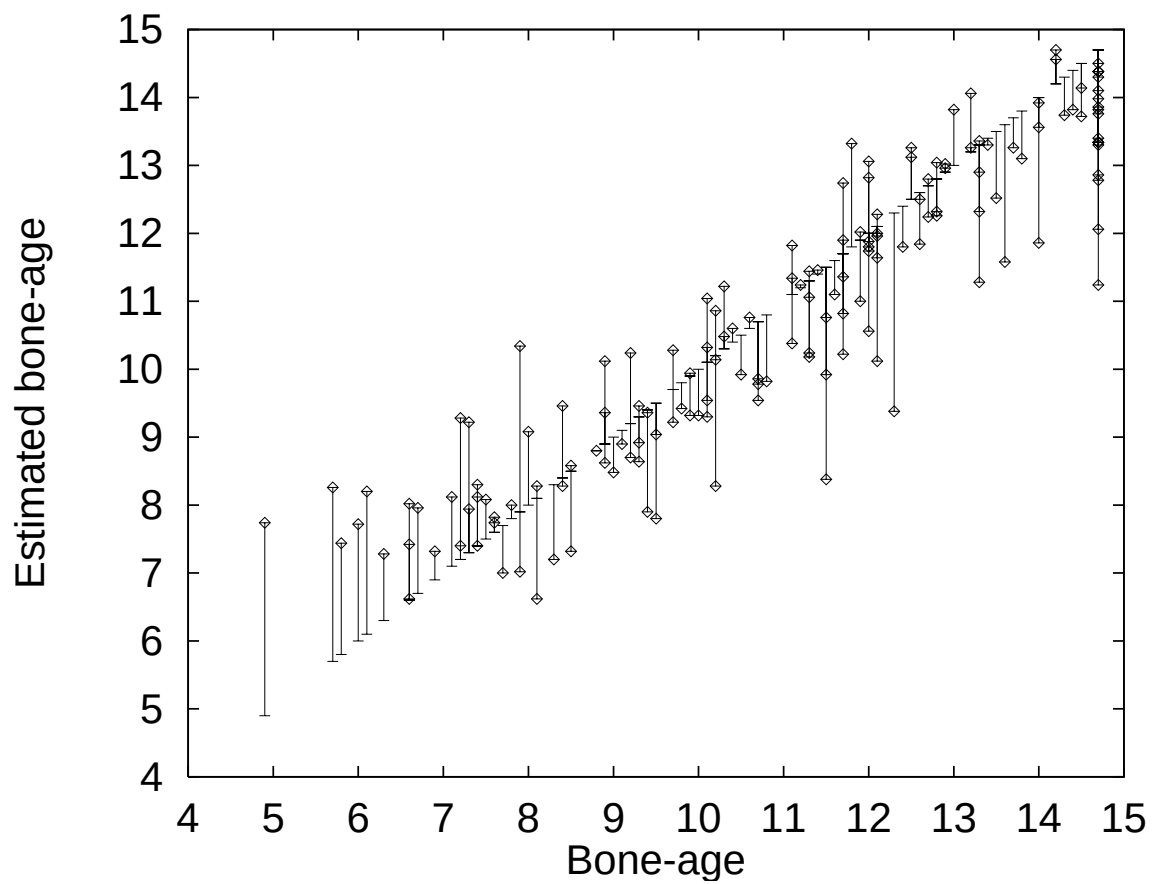


図 3.6: 視察年齢と自動推定年齢との差 (橈骨)

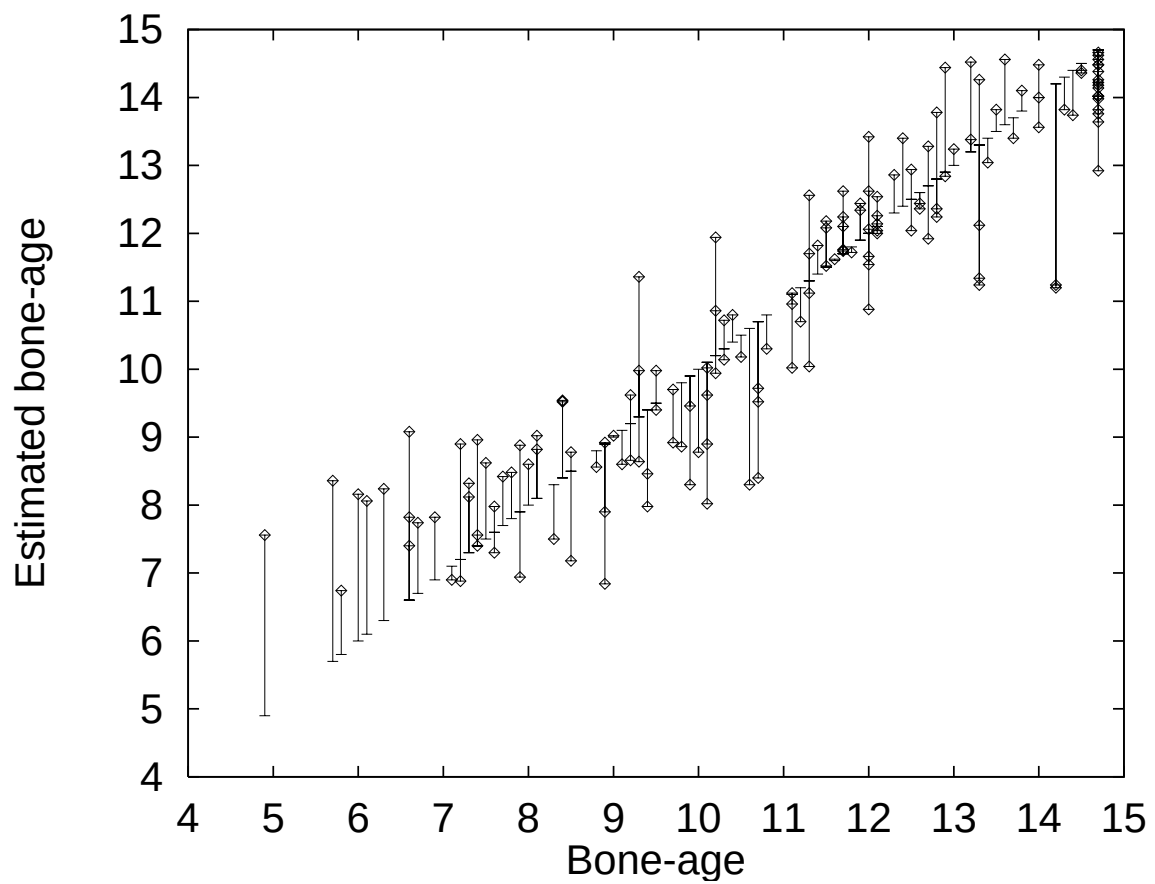


図 3.7: 視察年齢と自動推定年齢との差 (第 3 基節骨)

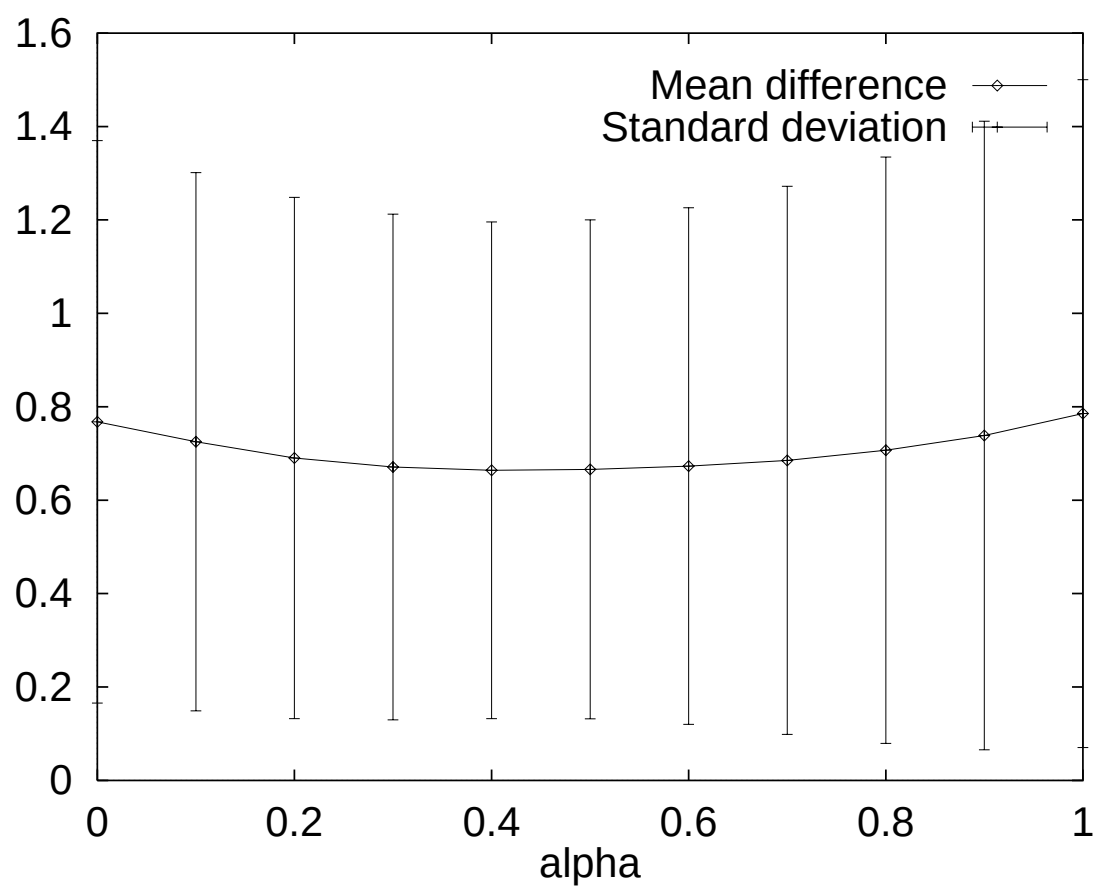


図 3.8: 橈骨の寄与率 α と平均推定誤差、標準偏差との関係

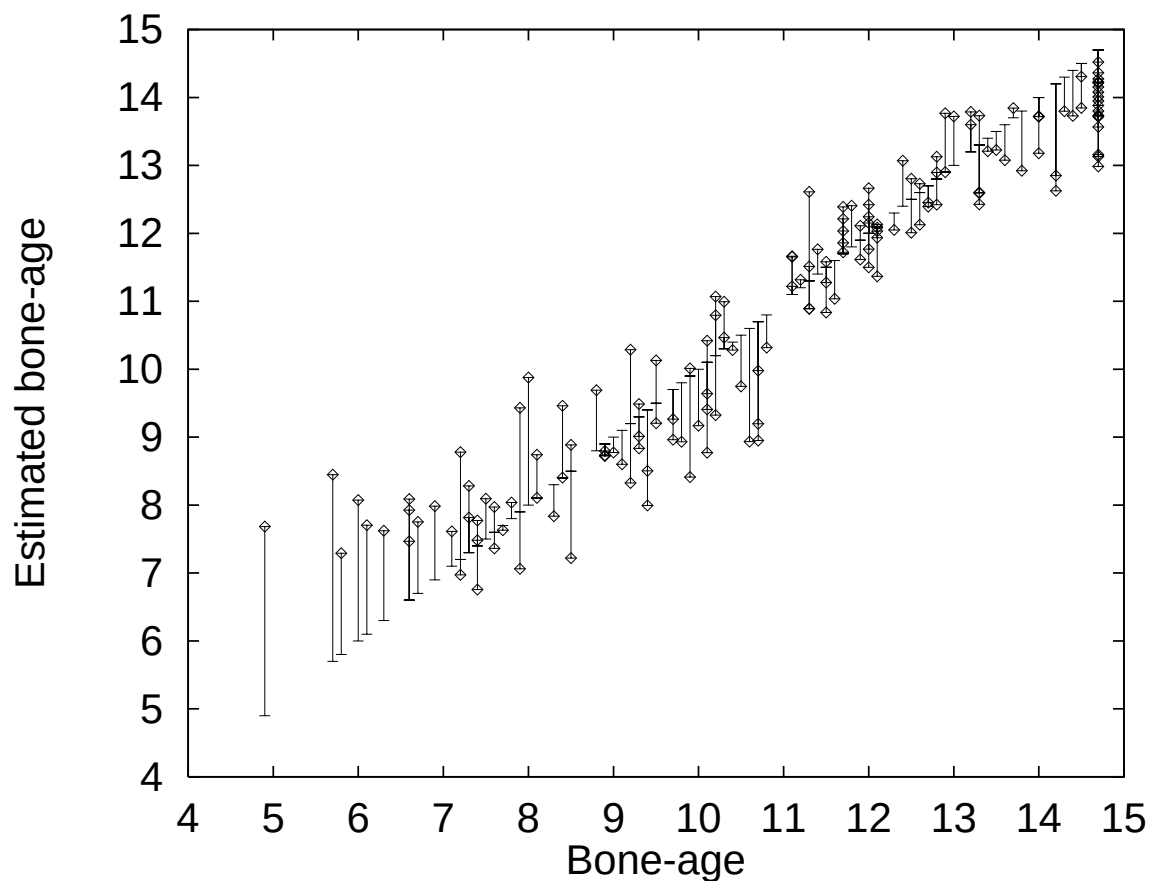


図 3.9: 視察年齢と自動推定年齢との差 (橈骨と第 3 基節骨, $\alpha = 0.4$)

第 4 章

実用化のための検討

4.1 TW2 法の成熟段階の推定

専門家は TW2 法を用いて骨年齢を推定する際、まず、個々の骨を TW2 法で定義された成熟段階 (9 段階) に分類する。そこで骨年齢の代わりに TW2 法の成熟段階を推定することにより、本提案手法の妥当性について検討する。つまり、手部 X 線画像全体に付与されている骨年齢に対し、より専門家の着眼点に近い推定を行っているかどうかを知る手がかりとなる。尚、TW2 法の成熟段階は、それぞれの骨に専門家によって付与されている。

4.1.1 実験

骨年齢の推定手法と同様に TW2 法の成熟段階 (9 段階) を推定する。ここで、例えば推定結果が 6.6 段階となる場合は少数第 1 位を四捨五入して 7 段階とするものとした。TW2 法における骨の成熟段階を推定した結果を表 4.1 に示す。尚、誤差は参照パターンに予め付与されている成熟段階と推定された成熟段階との差の絶対値を表している。

表 4.1: 各骨の TW2 法の成熟段階推定結果 (単位：%)

被測定骨	誤差が 0 段階	誤差が 1 段階以内
橈骨	70.1	98.7
第 3 基節骨	65.6	96.8

4.1.2 考察

表 4.1 より前後の成熟段階を含めた場合の一致度は 100% に近い。専門家による TW2 法の成熟段階の評価においても同程度のばらつきがあることを考慮すれば、本提案手法における個々の骨の評価精度は専門家のそれに近い可能性がある。

4.2 推定困難なデータの自動棄却

実用化するには、誤推定を避けるために、推定困難なデータが入力されると自動的に判別・棄却する機能は必要不可欠である。そこで本手法における自動棄却する機能を提案し、実験を行った。

4.2.1 自動棄却法

ある評価用 ROI 画像に対して、上位 5 個の参照用 ROI 画像に付与されている骨年齢の平均と、1 位の参照 ROI 画像の骨年齢との差がある閾値以下となる評価用 ROI 画像を棄却する。閾値と棄却率との関係を図 4.6 に、棄却率と平均推定誤差の関係を図 4.7 に示す。ここで、棄却率は全体のデータ数 (154 個) のうち、棄却されたデータ数の割合を示す。

4.2.2 自動棄却実験

実用化の目安として、棄却率は全体の 1 割以下とすることが言われている。そこで、図 4.6 及び図 4.7 より、棄却率を 1 割以下にするため橈骨の閾値を 1.60、第 3 基節骨を 1.55 とし、推定実験を行った結果をそれぞれ表 4.2 及び図 4.1 に示す。

表 4.2: 自動棄却実験結果

被対象骨	推定誤差 (年)		棄却率 (%)
	平均	標準偏差	
橈骨	0.74	0.63	9.74
第 3 基節骨	0.70	0.54	9.74

4.2.3 2 骨による推定困難なデータの自動棄却実験

2 骨による推定困難なデータの自動棄却実験を表 4.3 に示す。但し今回の実験では、橈骨のデータが棄却され第 3 基節骨のデータが棄却されていない場合においては、推定骨年齢を第 3 基節骨の推定骨年齢とした。逆に、第 3 基節骨のデータが棄却され橈骨のデータが棄却されていない場合は、橈骨のデータも棄却した。 $\alpha = 0.5$ で 2 骨による推定実験の結果を図 4.3 に示す。

表 4.3: 自動棄却実験結果

被対象骨	推定誤差 (年)		α	棄却率 (%)
	平均	標準偏差		
橈骨と第 3 基節骨	0.60	0.46	0.5	9.74

4.2.4 考察

棄却前と比較すると、低年齢～中年齢層にかけて誤差が減少しているのがわかる。また、表 4.2 から、推定誤差が減少しているのが確認できるので、ある程度の効果があることがわかる。しかし、低年齢層の誤差が比較的大きくなることは改善されていないことから、今後改良する必要がある。

4.3 骨の個体差に対する検討

骨の大きさは、同じ骨年齢でも人によって異なる場合が考えられる。具体的には、成長すると骨化する骨端軟骨が、骨が大きいのに骨化していない場合や、逆に骨が小さいのに骨化している場合等である。

また、骨年齢の推定精度はそれに伴う個体差に影響されてはならない。そこで、橈骨の幅、又は第 3 基節骨の長さを求め、それらを一定にすることで骨の大きさを正規化する方法を提案する。これにより、骨の大きさによる情報が除外された類似度が算出されることになる。以下に橈骨の幅、及び第 3 基節骨の長さから骨の大きさを正規化し、骨年齢推定実験を行うことで検討を行う。

4.3.1 正規化実験

全ての橈骨の ROI 画像において、橈骨の幅 (W) を計測して最も小さい値 (W_{min}) の画像の縮小率を 1 として、それぞれの画像の縮小率 (r) を以下の式 (4.1) より求める。

$$r = \frac{W_{min}}{W} \quad (4.1)$$

また、橈骨の幅と同様に、最も第 3 基節骨の長さが短い画像の縮小率を 1 として、第 3 基節骨の長さで正規化を行う。それぞれの正規化手法において、橈骨の ROI 画像を用いて推定実験を行った。その結果を表 4.4 及び、図 4.4、図 4.5 に示す。

表 4.4: 正規化後の推定実験結果 (単位：年)

正規化基準	推定誤差	
	平均	標準偏差
橈骨の幅	1.05	0.85
第 3 基節骨の長さ	1.06	0.99

4.3.2 考察

骨の個体差の正規化は、いずれの結果も正規化前と比較して推定精度が悪化している。その原因は橈骨の幅や、第 3 基節骨の長さの抽出精度にある。正規化の基準となるのは低年齢の画像が理想的であるが、橈骨の幅の基準となった画像の骨年齢は 14.7 歳と高年齢であった。特に橈骨の幅の抽出精度は、ROI 画像の抽出精度と橈骨以外の他の骨に影響される事が考えられる。よって、今後はこれらを改善する事が必要である。

4.4 画像の階調数の検討

本手法では類似度を算出する際に、ベクトルの要素として画像の画素値を用いている。ここで、画素値の階調数を画素値のダイナミックレンジを縮小することにより [7] 変化させて推定実験を行うことで階調数が推定精度に与える影響について検討する。図 4.8、図 4.9 に階調数を 8bit(256 階調) から 1bit(2 階調) まで 1bit 毎に変化させた時の平均推定誤差と標

準偏差を示す。但し実験の条件として、画素値の閾値による背景を分離する前処理は行わないものとする。

4.4.1 考察

図 4.8、図 4.9 より、4bit(16 階調) まで階調数を圧縮しても推定精度には大きな影響が無いことがわかる。また、骨の形状情報のみとなる 1bit(2 階調) では満足な結果が得られない。これより、本手法では 4bit 以上の画像の画素値を用いることが必要であることがわかる。

また、階調数に画像データの大きさは比例している。本手法では大量の画像をデータベースとして用いるため、階調数を少なくすることで資源が節約できることが期待できる。

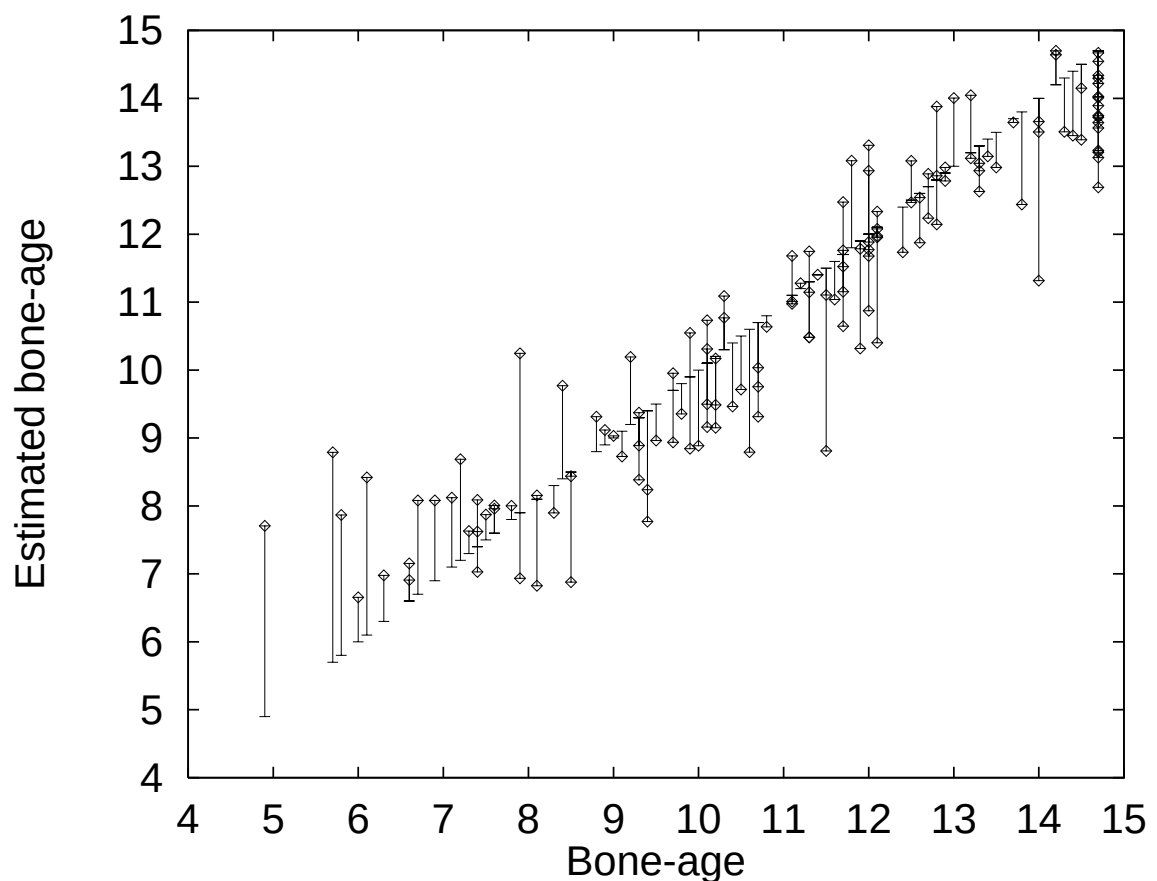


図 4.1: 推定困難なデータの自動棄却実験 (橈骨)

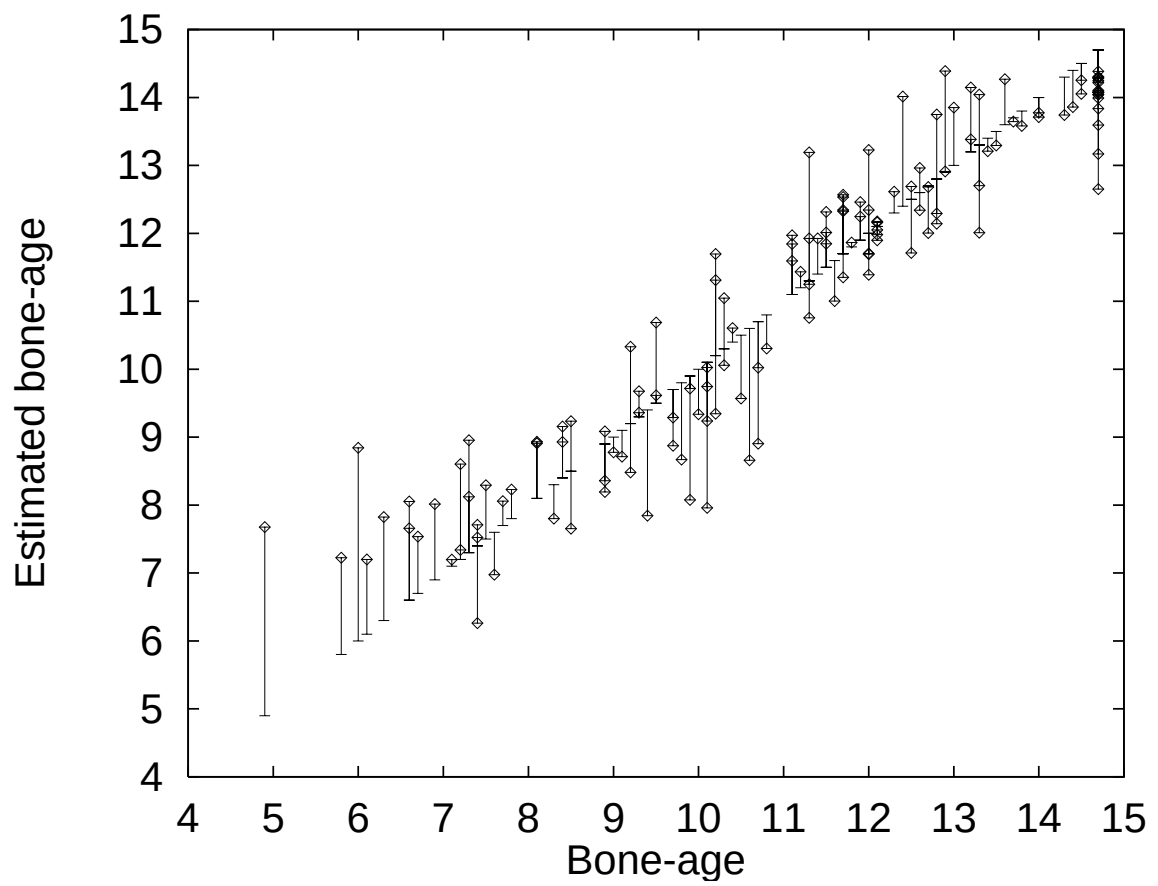


図 4.2: 推定困難なデータの自動棄却実験 (第 3 基節骨)

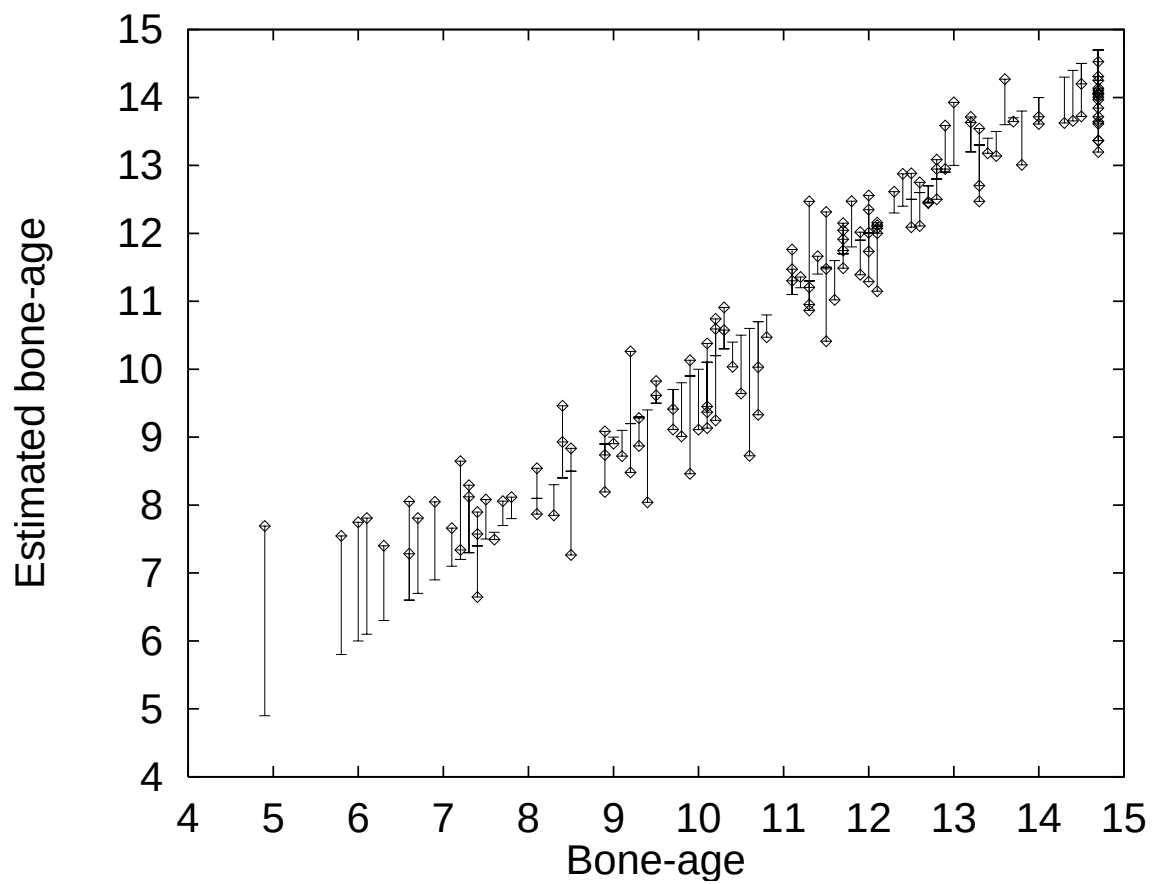


図 4.3: 2 骨による推定困難なデータの自動棄却実験 ($\alpha = 0.5$)

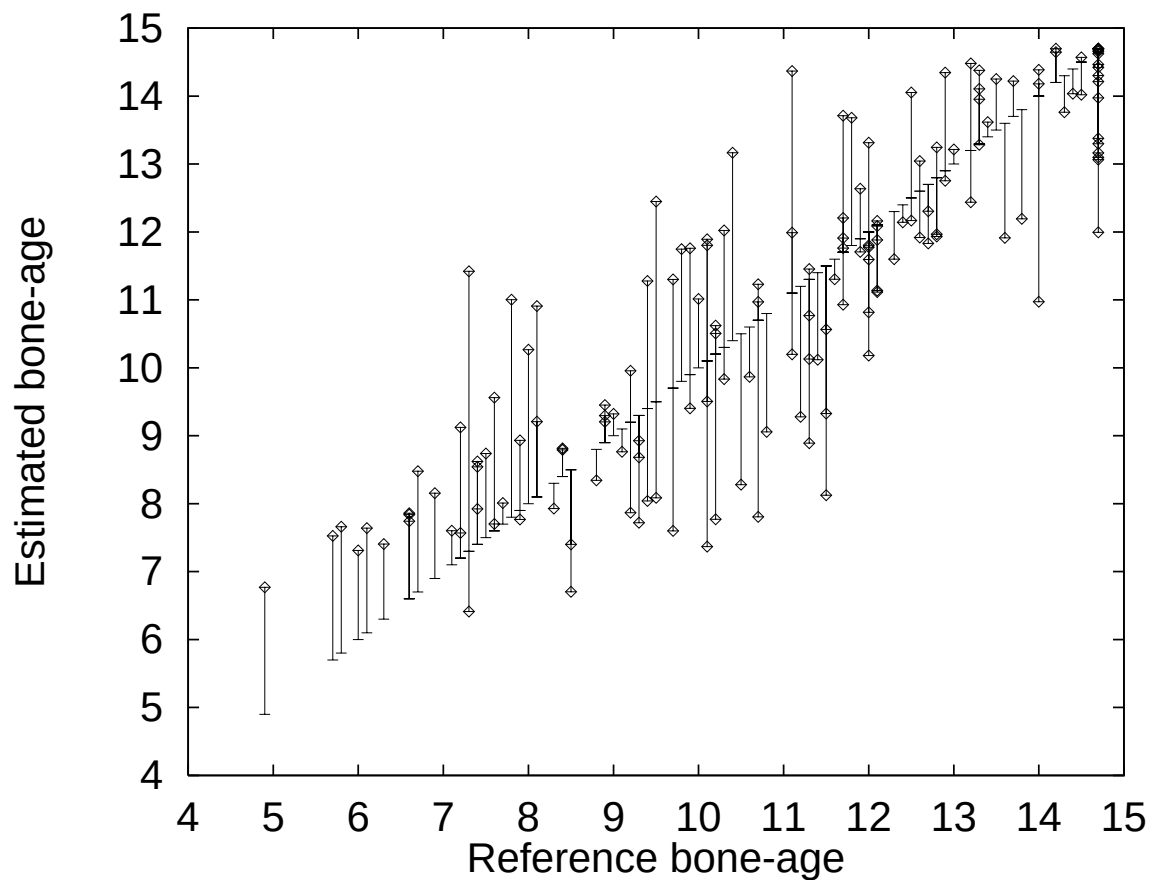


図 4.4: 橈骨の幅で正規化

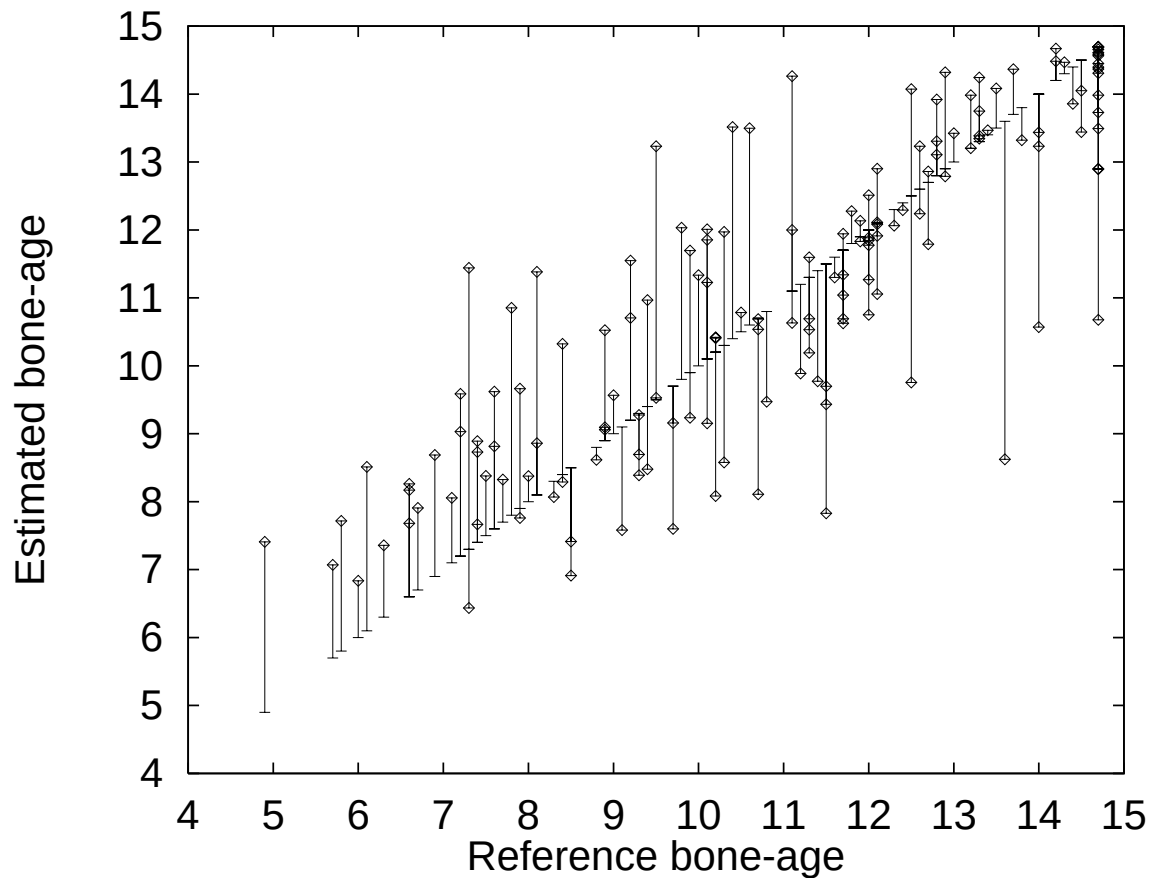


図 4.5: 第 3 基節骨の長さで正規化

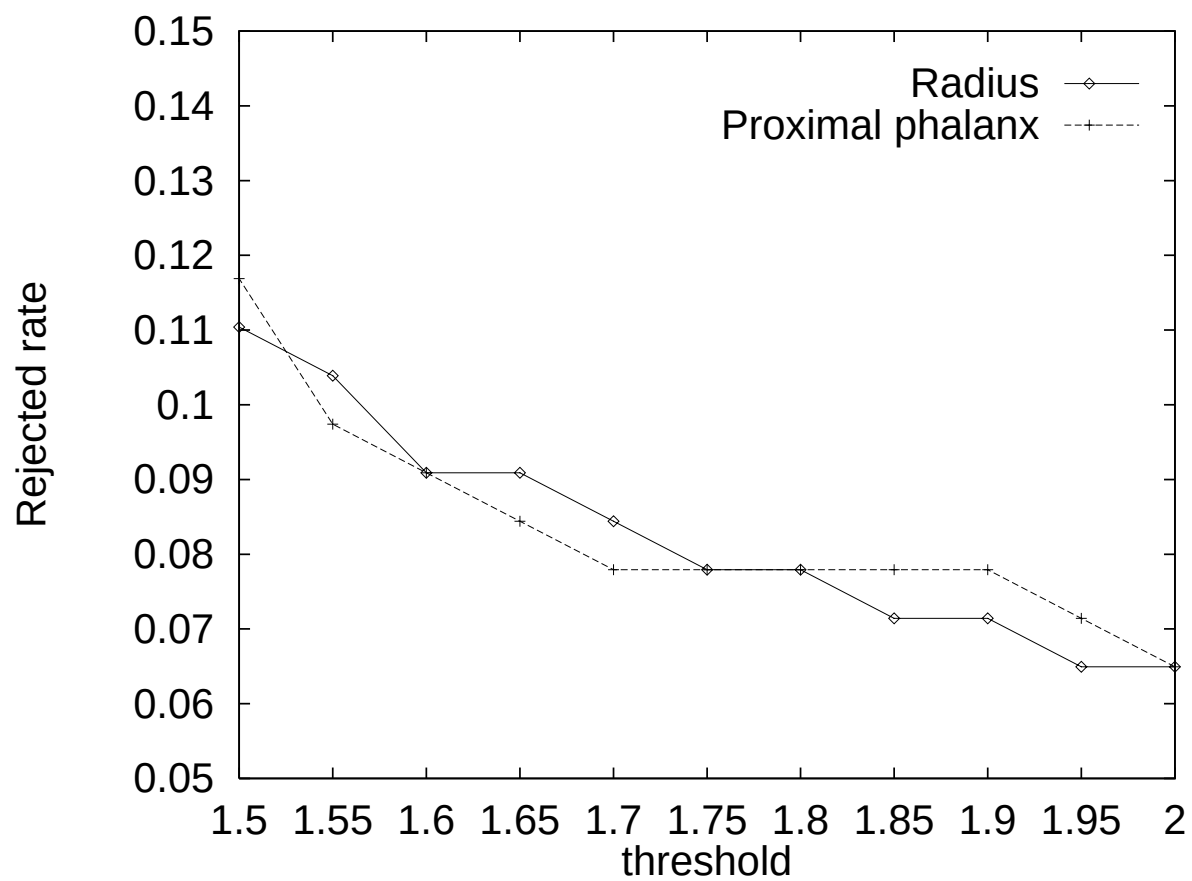


図 4.6: 閾値と棄却率との関係

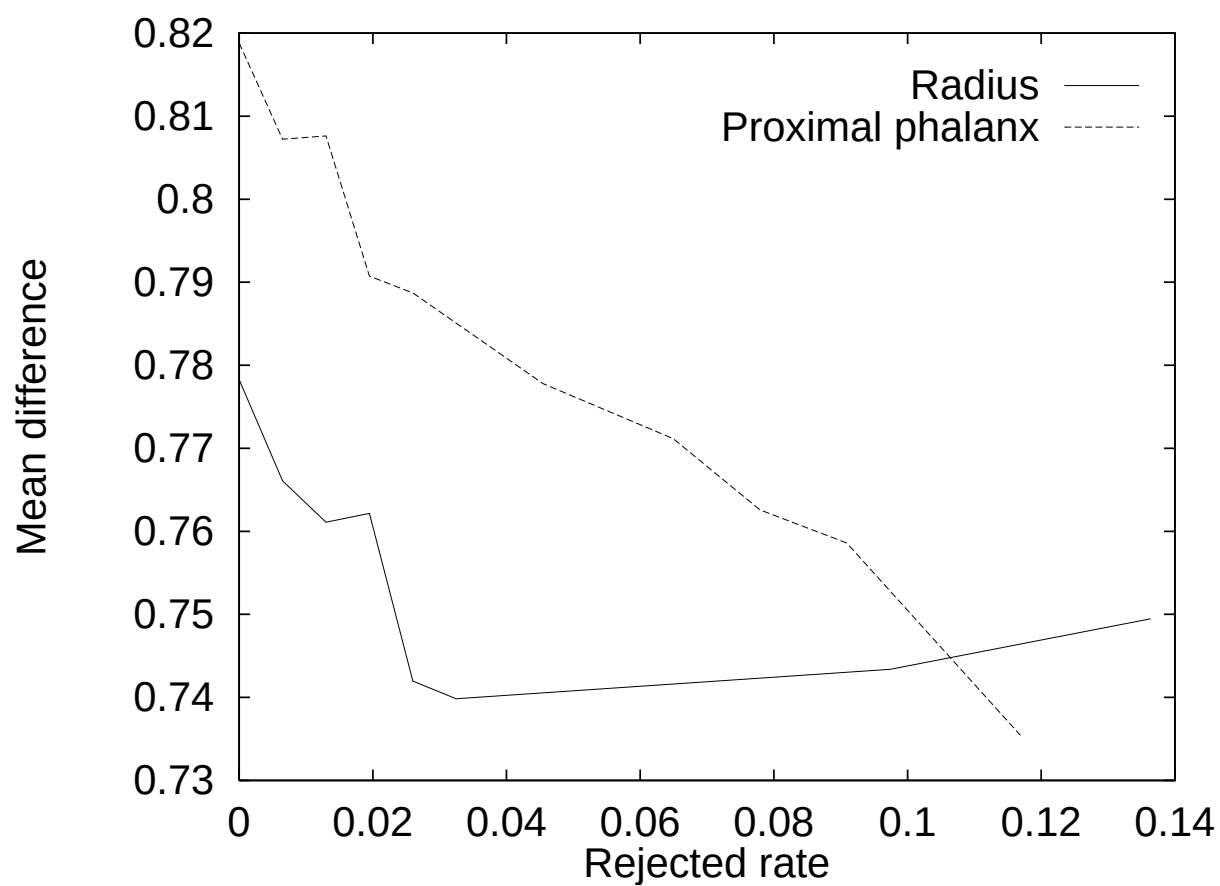


図 4.7: 棄却率と平均推定誤差の関係

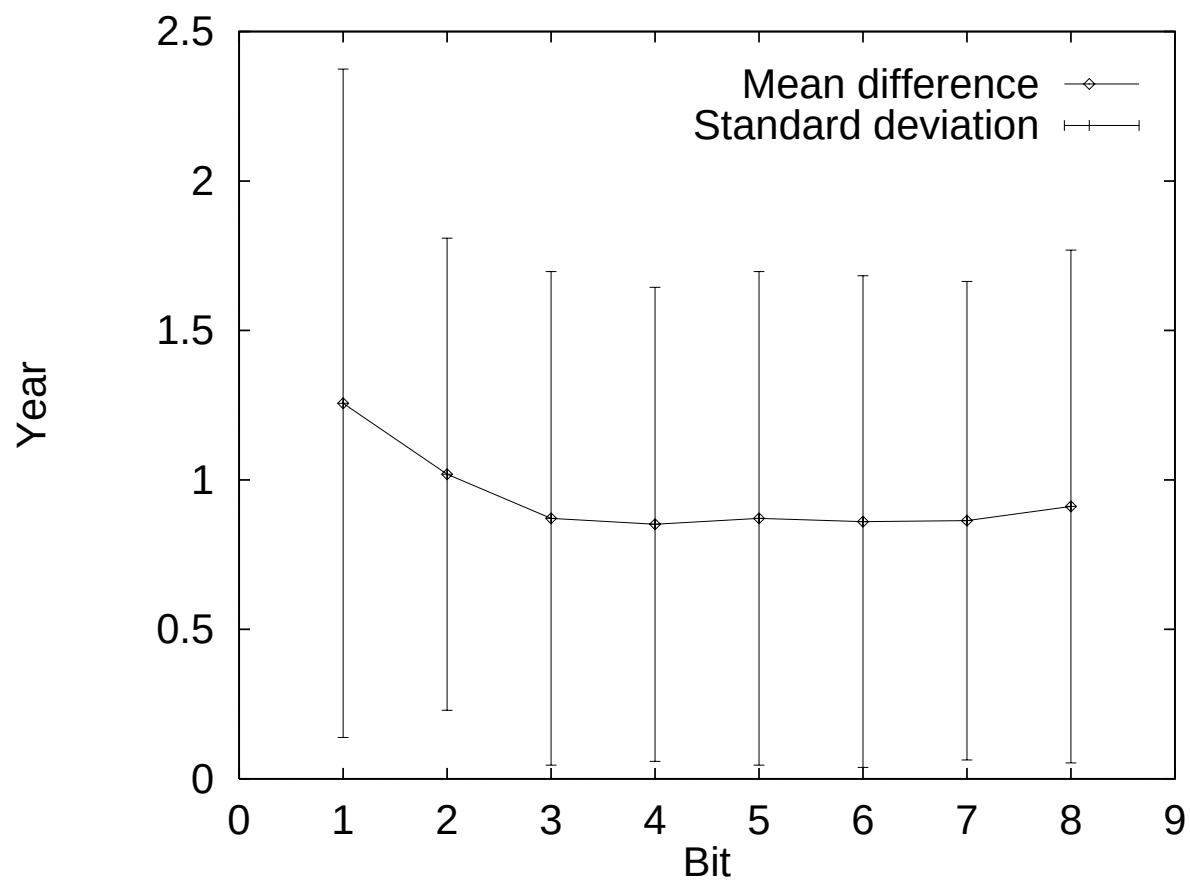


図 4.8: 階調数と推定精度の関係 (橈骨)

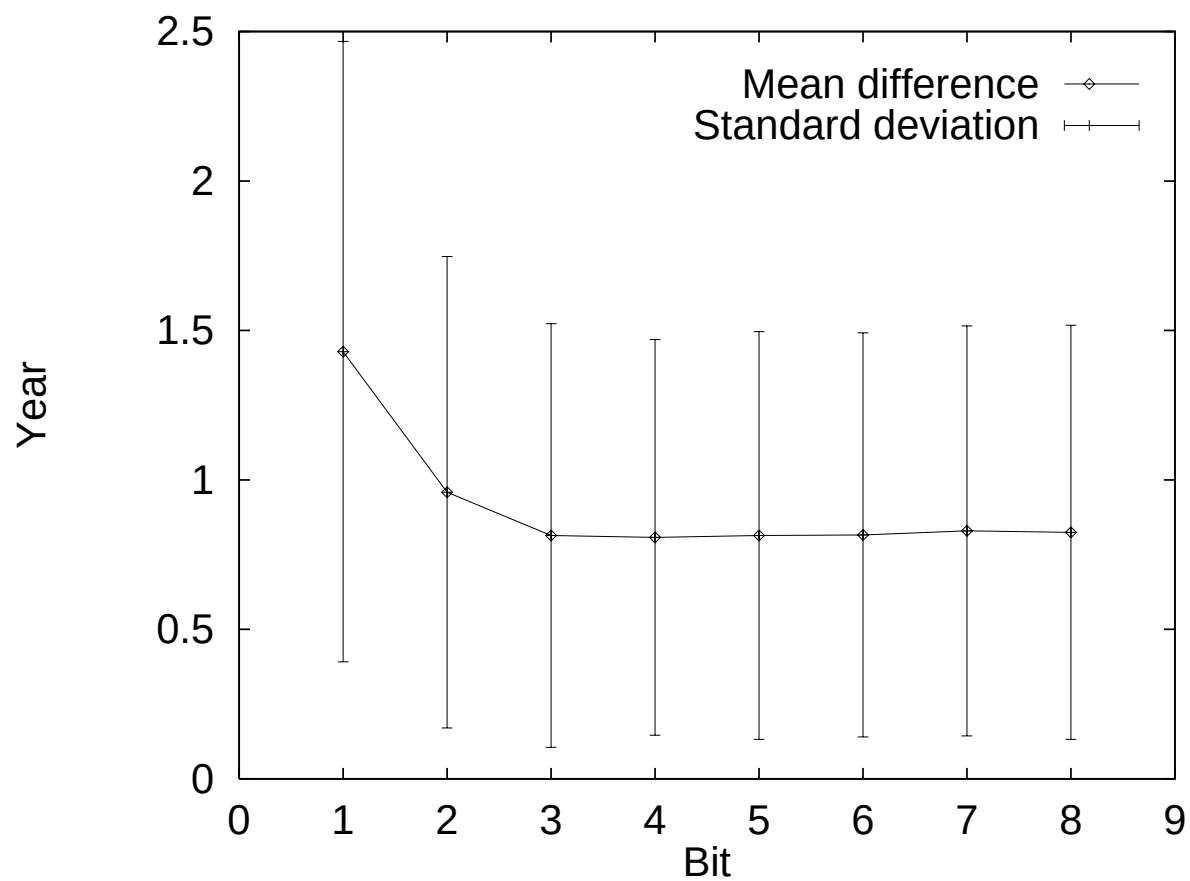


図 4.9: 階調数と推定精度の関係 (第 3 基節骨)

第 5 章

結論

本研究の目的は、手部 X 線画像から自動的に骨年齢を推定する新たな手法を提案することである。本章では、まず専門家との比較を行い、さらに幾つかの実験結果をもとに得られた成果と今後の課題について述べる。

5.1 専門家との比較

図 5.1 に図 4.3 の実験における骨年齢推定の誤差 (視察年齢からの偏差) の分布を示す。専門家が 20 個の骨を用いる TW2 法によって推定した場合、0.5 歳程度のばらつきがあると言われている。グラフより本手法では変動がそれより大きいことがわかるが、本手法は用いる骨は 2 個のみであること、低年齢層のデータが乏しいことを考慮すれば、推定は比較的良好であるといえる。尚、全ての骨が骨年齢が最も近い骨に推定された場合の平均推定誤差が 0.03 歳であることから、改善の余地はかなり残されていることがわかる。

5.2 研究の成果

本論文では、ROI 画像間の類似度を用いて骨年齢を推測する手法を提案した。

具体的には、骨年齢が付与されている大量の X 線画像を参照パターンとしたパターン整合法を用いることで、骨年齢を直接予測する。この手法では TW2 法のようなクラス分けは不要であり、また対象画像間の類似性を利用することにより輪郭線や特徴点の抽出を陽に行わなくてもよいという利点がある。

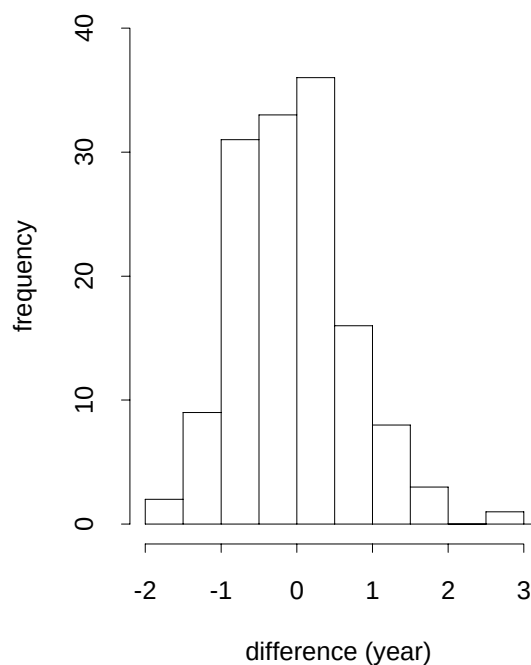


図 5.1: 視察年齢と自動推定年齢との差の分布 (2 骨：自動棄却)

以下に本論文で得られた成果を示す。

- 第 3 章では提案した手法を用いて、橈骨と第 3 基節骨それぞれの骨による骨年齢推定実験を行い、データ量が豊富な年齢層では良好な結果を得た。さらに、2 骨からの推定実験より複数の骨を用いることで推定精度が向上することを示した。
- 第 4 章では TW2 法の成熟段階を推定することで本手法の評価精度が専門家のそれと近いことを示した。また、推定困難なデータの自動棄却、骨の個体差に対する正規化は満足な成果は得られず、改良が必要があることがわかった。また、本手法では 4bit(16 階調) 以上の画像で高精度な推定が可能であることがわかった。

5.3 今後の課題

本手法の骨年齢推定精度を向上させるために、考えられる検討課題を以下に列挙する。

- ROI 画像抽出の完全自動化と抽出精度の向上
- 骨の大きさの正規化手法の改良
- 単純類似度に代わる類似性の尺度の検討
- 骨年齢毎のテンプレートの作成等による参照パタンの構成法の検討

謝辞

本研究を行うにあたり、全般的な御指導、御助言を賜わった、北陸先端科学技術大学院大学情報科学研究科 木村 正行教授に深く感謝致します。パターン整合法の専門分野においては、同研究科 下平 博助教授に終始御指導、御鞭撻を頂きました事をここに深く感謝致します。

東北大学歯学部歯科矯正学講座 佐藤 亨至助手には、専門的見地からの貴重な御意見、画像データの御提供を賜わり、深く感謝致します。

北陸先端科学技術大学院大学情報科学研究科 赤木 正人助教授、阿部 亨助教授、小谷 一孔助教授、及び同研究科音情報処理学講座、マルチメディア統合システム講座、像情報処理学講座の皆様には、適切な御意見を賜わり、深く感謝致します。

また、同研究科 中井 満助手には、終始御意見、御助言を賜わり深く感謝致します。並びに日頃から御討論、御協力を頂いた同研究科知能情報処理学講座の皆様には心から感謝致します。

最後に、両親をはじめとする家族、並びに叱咤激励を与えて下さった方々の御蔭で意義深い研究生生活を送る事が出来た事に感謝の意を表し、本論文の結びと致します。

参考文献

- [1] 骨成熟研究グループ (村田 光範代表). 日本人標準骨成熟アトラス. 金原出版, 1983.
- [2] J. Tanner, R. Whitehouse (野瀬 宰他訳). 骨成熟の評価と成人身長の予測 –TW2 法–. HJB 出版局, 1983.
- [3] M. Rucci, G. Coppini, I. Nicoletti, D. Cheli, and G. Valli. Automatic analysis of hand radiographs for the assessment of skeletal age: A subsymbolic approach. *Computers and Biomedical Research*, Vol. 28, pp. 239–256, 1995.
- [4] Itqon, Shun'ichi Kaneko, Hidefumi Kobatake, Fumio Otsuki, Hideyuki Tanaka, and Mitsunori Murata. Analysis of bone shape by local controlled deformable contour for bone maturity estimation. *Proc. of IAPR Workshop on Machine Vision Applications (MVA '96)*, pp. 559–562, November 1996.
- [5] Ewa Pietka, Michael F. McNitt-Gray, M. L. Kuo, and H. K. Huang. Computer-assisted phalangeal analysis in skeletal age assessment. *IEEE Trans. on Medical Imaging*, Vol. 10, No. 4, pp. 616–620, December 1991.
- [6] 村田光範ほか. 骨年齢自動評価装置開発に関する研究 平成8年度報告書, 1996.
- [7] 長尾真. デジタル画像処理. 近代科学社, 1994.

本研究に関する発表論文

- [1] 西 大介, 下平 博, 佐藤 亨至, 中井 満,
“手部 X 線画像におけるパターン整合法に基づく骨年齢の推定”,
平成九年度電気関係学会北陸支部連合大会 講演論文集 F-33, pp. 342, November 1997.
- [2] 西 大介, 下平 博, 佐藤 亨至, 中井 満,
“パタン整合法を用いた手部 X 線画像からの骨年齢推定”,
医用画像工学研究会 JAMIT Frontier'98 講演論文集 B.2, pp. 42-47, January 1998.
- [3] 西 大介, 下平 博, 佐藤 亨至, 中井 満,
“パタン整合法による手部 X 線画像からの骨年齢推定”,
画像の認識・理解シンポジウム'98(査読中)
- [4] Hiroshi Shimodaira, Daisuke Nishi, Koshi Sato And Mitsuru Nakai,
”Automatic Estimation of Skeletal Age Using Prototypes of Hand Radiographs”,
14th International Conference on Pattern Recognition (ICPR'98), Brisbane, Australia
(August, 1998). Submitted

付録

本手法で用いた手部 X 線画像を以下に示す。それぞれの画像において、暦年齢を上段に、骨年齢を下段に示す。ここで、骨年齢は 14.7 歳が上限である為、実験では各人物において初めて骨年齢が 14.7 歳になるまでの画像を用い、それ以降の暦年齢の画像は用いない事とした。

人物 a



5.24
5.7



5.77
6.7



7.45
8.0



8.43
9.2



9.44
10.1



10.4
11.1



11.5
11.1



12.4
11.9



13.4
12.1



13.8
12.7



14.3
13.2



15.6
14.4



15.8
14.5



17.2
14.7



17.5
14.7



18.5
14.7

人物 b



6.2
7.4



8.27
8.4



9.21
9.9



10.3
10.3



11.2
11.2



12.1
11.5



13.2
12.7



14.2
12.8



16.4
14.7



19.6
14.7

人物 c



6.7
6.3



7.66
7.4



8.77
8.5



9.67
9.1



10.8
9.3



11.6
10.5



11.7
10.7



13.1
11.4



15.0
12.6



16.0
13.8



17.0
14.7



18.0
14.7



19.0
14.7



20.0
14.7



22.0
14.7

人物 d



8.04
8.9



9.04
10.1



9.74
10.3



10.1
11.3



11.1
12.0



12.8
13.3



13.9
14.0



14.9
14.7



16.9
14.7



20.0
14.7



21.1
14.7



22.1
14.7

人物 e



6.57
6.0



7.62
8.1



8.58
8.9



9.58
9.5



10.6
10.4



11.6
11.7



12.6
12.5



13.7
13.3



14.6
14.3



16.7
14.7



17.7
14.7



18.7
14.7



19.7
14.7

人物 f



6.4
7.3



7.41
9.0



8.42
10.2



9.49
11.1



10.4
11.3



11.4
11.7



12.4
12.3



13.4
13.7



14.4
14.7



15.5
14.7



16.7
14.7



18.6
14.7

人物 g



5.45
5.8



6.56
7.4



7.56
8.1



8.59
9.0



9.60
9.7



11.1
10.7



12.1
11.6



13.1
12.0



14.1
12.1



14.6
13.3



16.6
14.7



17.5
14.7

人物 h



7.54
7.3



9.67
9.7



10.7
11.3



11.5
12.1



12.6
12.8



13.6
14.4



14.5
14.7



15.6
14.7



16.3
14.7



16.6
14.7



17.7
14.7

人物 i



6.77
7.6



7.76
8.9



8.73
9.4



11.9
11.7



12.9
11.7



13.9
12.9



14.9
14.5



15.9
14.7



16.9
14.7



19.6
14.7

人物 j



6.9
4.9



7.91
6.6



8.87
7.6



9.86
9.3



10.9
10.7



11.9
12.0



13.0
12.4



13.7
12.8



15.7
14.7



16.7
14.7



18.7
14.7

人物 k



7.43
7.2



8.46
8.4



9.38
9.9



10.4
10.6



11.4
11.3



12.3
11.9



13.4
12.9



14.6
14.0

人物 1



7.32
7.1



8.22
8.3



12.4
11.8



13.5
12.5



14.5
13.2



16.5
14.7



17.5
14.7



18.6
14.7



19.9
14.7

人物 m



7.68
7.2



9.56
10.1



10.6
11.5



12.9
12.6



14.9
14.7



15.9
14.7



17.0
14.7



18.0
14.7



19.0
14.7

人物 n



5.92
6.6



7.1
7.7



7.88
8.8



8.96
10.0



9.93
10.8



10.9
12.0



12.9
13.2



13.3
13.9



15.2
14.7



16.1
14.7



17.1
14.7



19.4
14.7

人物 o



7.06
6.9



8.08
7.9



9.07
10.0



10.1
10.2



11.1
10.9



12.1
12.0



13.3
13.5



13.6
14.3



15.1
14.7



16.1
14.7



18.0
14.7



18.9
14.7

人物 p



7.07
6.1



8.01
7.5



9.99
9.8



11.0
10.1



13.0
12.0



13.3
12.1



14.7
13.0



16.8
14.2



18.7
14.2

人物 q



7.29
6.7



8.15
9.2



9.27
9.5



11.4
11.7



12.7
13.4



14.8
14.5



17.0
14.7



18.0
14.7



19.17
14.7

人物 r



7.8
7.8



8.66
9.4



10.1
10.2



11.0
12.0



12.7
13.3



13.8
14.0



14.8
14.7



15.9
14.7



17.9
14.7

人物 s



7.66
6.6



8.10
7.9



8.54
8.5



9.52
9.3



10.5
11.5



11.5
12.1



12.5
13.6



14.5
14.7



15.9
14,7



17.9
14.7



18.3
14.7



18.9
14.7