

Title	二次元warpingを用いた頸部X線画像からの骨年齢推定に関する研究
Author(s)	福田, 将彦
Citation	
Issue Date	2002-03
Type	Thesis or Dissertation
Text version	author
URL	http://hdl.handle.net/10119/1552
Rights	
Description	Supervisor:下平 博, 情報科学研究科, 修士

修 士 論 文

二次元 warping を用いた
頸部 X 線画像からの骨年齢推定に関する研究

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

福田 将彦

2002 年 3 月

修 士 論 文

二次元 warping を用いた
頸部 X 線画像からの骨年齢推定に関する研究

指導教官 下平 博 助教授

審査委員主査 下平 博 助教授
審査委員 嵯峨山 茂樹 教授
審査委員 阿部 亨 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

010099 福田 将彦

提出年月: 2002 年 2 月

概要

従来の骨年齢推定には手骨の X 線画像を用いて行なわれてきた。しかし、近年、被曝等の問題から手骨の画像を得ることが難しくなっている。本研究では、手骨の画像を用いず、頸骨の画像から暦年齢を予測する事を目的とする。画像のマッチング方法に、2次元 warping を用いる。また、特徴点を予めリファレンス画像に与える。暦年齢の推定は、2次元 warping による距離と warping によって変化した特徴点によって求める。

目次

第1章	序論	1
1.1	研究の背景	1
1.2	研究の目的	1
1.3	本論文の構成	2
第2章	骨年齢とは	3
2.1	骨年齢の定義	3
2.2	本研究における骨年齢	3
2.3	ROI	3
第3章	従来 of 骨年齢推定法	4
3.1	手骨を用いた骨年齢推定法	4
3.1.1	TW2法	4
3.1.2	特徴点を使用する方法	4
3.1.3	パタン整合法による方法	5
3.2	頸骨を用いた骨年齢推定法	5
3.2.1	医師が自ら特徴量を計測する方法	5
3.2.2	SVRより成長関数を求める方法	7
第4章	骨年齢推定への前処理	8
4.1	ROI画像の前処理	8
4.1.1	ROI画像	8
4.1.2	画像の縮小	8
4.1.3	平滑化	8
4.1.4	ROI画像の切り出し	8
4.1.5	輝度値の正規化	10
4.2	特徴量	11
4.2.1	特徴量の自動抽出	11
4.2.2	特徴点の付与	12
4.3	二次元warpingの概要	13
4.3.1	二次元warping	13

4.3.2	単調連続二次元 warping 決定問題	13
4.4	ピクセルワイズ DP アルゴリズム	16
4.5	不自然なワープの回避	16
4.5.1	一様性ペナルティ	16
4.5.2	単調性ペナルティ	16
4.5.3	目的関数	17
第 5 章	骨年齢推定実験	18
5.1	本研究で用いた画像	18
5.1.1	実験条件	18
5.2	パタン整合法による方法	19
5.2.1	実験	20
5.2.2	考察	22
5.3	二次元 warping による距離による方法	22
5.3.1	実験	22
5.3.2	考察	22
5.4	二次元 warping によって移動した特徴点を特徴量とする方法	25
5.5	実験結果	28
5.5.1	考察	32
5.6	ペナルティに対する推定誤差の変動	32
5.6.1	考察	32
5.7	画像の位置ずれに対する頑健性に対する評価	32
5.7.1	実験結果	33
5.8	まとめ	34
第 6 章	結論	35
6.1	本研究の成果	35
6.2	今後の課題	35
	謝辞	36

目次

3.1	TW2 法による骨年齢推定	4
3.2	動的輪郭法によって形状情報を得る方法	5
3.3	パタン整合法による骨年齢推定	6
3.4	医師による評価 [水戸 東北大 2001]	6
3.5	SVR を用いた骨年齢推定	7
4.1	使用する頸骨 X 線画像の例	9
4.2	平滑化の例:処理前/処理後 (フィルタサイズ 3×3)	10
4.3	ROI 画像の回転と切り出し	10
4.4	1 次微分フィルタ	12
4.5	棘突起	12
4.6	特徴点の付与	13
4.7	二次元 warping	14
4.8	単調性条件	14
4.9	連続性条件	15
4.10	単調連続性条件	15
4.11	単調連続性を満たす反転の例	17
5.1	実験用データに付与された暦年齢の分布	18
5.2	テンプレートマッチング (1-best)	20
5.3	テンプレートマッチング (3-best)	21
5.4	テンプレートマッチング (5-best)	21
5.5	二次元 warping による距離による推定法の流れ	23
5.6	DP 距離 (1-best)	23
5.7	DP 距離 (3-best)	24
5.8	DP 距離 (5-best)	24
5.9	特徴点の取得	26
5.10	各特徴点同士の距離	26
5.11	成長関数を用いた場合の骨年齢推定の流れ	27
5.12	成長関数による骨年齢推定 (1-best) 式 5.6	29
5.13	成長関数による骨年齢推定 (3-best) 式 5.6	29

5.14	成長関数による骨年齢推定 (5-best) 式 5.6	30
5.15	成長関数による骨年齢推定 (1-best) 式 5.7	30
5.16	成長関数による骨年齢推定 (3-best) 式 5.7	31
5.17	成長関数による骨年齢推定 (5-best) 式 5.7	31
5.18	位置ずれをさせた ROI 画像の例	34

表 目 次

5.1	パタン整合法による実験結果	20
5.2	二次元 warping 距離を用いた方法での実験結果	25
5.3	特徴点を用いた方法での実験結果 (式 5.6)	28
5.4	特徴点を用いた方法での実験結果 (式 5.7)	28
5.5	各ペナルティに対する推定誤差 (カッコ内は相関)	32
5.6	各種ずれの変化による標準偏差と偏差	34

第1章 序論

1.1 研究の背景

骨成熟の成長度合を表す指標として骨年齢がある。歯科矯正の分野において、この骨年齢を知る事は成長診断や矯正治療の方針決定に必要な特徴の一つである。現在の骨年齢の評価の一部は医師の主観的な判断によるため、医師によって判定誤差が生じる。そのため、計算機による客観的な骨年齢の自動評価の方法の開発が望まれている。

現在の骨年齢の予測法として最も広く用いられているのは、客観的なスコア方式である Tanner-Whitehouse2 法 (以下 TW2 法)[1] である。これは、人手による評価であるため医師に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。計算機を利用した骨年齢の自動評価法は、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 [2] と、専門家が定めた骨の特徴点を抽出する際に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。

本研究では、手骨の X 線画像ではなく、頸部の X 線画像を用いる。歯の矯正治療の度に手骨と頸骨の両方が X 線画像が必要であるが、被曝等の問題から一度に何枚も X 線画像を撮影できないため頸部の X 線画像より骨年齢の予測を行う必要があるからである。また、頸骨も手骨同様、年齢に従って形状変化する事がわかっている [6]。しかし、現在のところ頸骨の X 線画像から骨年齢推定を行なう有効な手法はまだ開発されていない。

1.2 研究の目的

本研究では、骨年齢を推定する際に、特徴点を陽に求めるような事をせず、計算機による骨年齢の自動評価法の開発を目的とする。リファレンスとなるパターンに特徴点を与えておく。また、入力パターンとリファレンスパターンの類似性、相違性の尺度として、二次元 warping[12] を用いる。

1.3 本論文の構成

本論文では、第2章にて骨年齢について説明を行い、第3章にて従来の骨年齢推定法について説明を行う。第4章にて、骨年齢推定の前処理について説明を行い、さらに、入力画像とリファレンスパターンの類似度計算に用いる二次元 warping についての説明を行う。第5章にて二次元 warping による骨年齢推定および従来法との比較実験を行う。最後に、第6章にて結論を述べる。

第2章 骨年齢とは

2.1 骨年齢の定義

骨年齢とは、その患者の骨の成熟度を表すもので、その骨が暦年齢の何歳程度の骨に相当するかを見るために使用される。その為、骨年齢の単位には「歳」が用いられる。また、骨の成長は一般的に子供の間しか変化しない。それは、人は約十六歳前後で成長が止まるため、成長が止まると当然骨の成長も止まるのである。

2.2 本研究における骨年齢

手骨の骨年齢推定では、大量のリファレンス画像から、医師の主観によって付与されていた。その為、どうしても客観的な評価ができない。さらに頸部 X 線画像を用いた研究はいくつかあるが、頸骨の場合は骨年齢の定義が曖昧である。これは、頸骨の成長は年齢と相関がわかっているが、どのパラメータを使用すれば、高い相関を得る事ができるのかがまだはっきりとしていないからである。本研究では、骨年齢を推定するが、用意されている頸部 X 線画像には骨年齢は付与されていないため推定した骨年齢と言われる値は、その骨の暦年齢である。これは、リファレンスパターンを作成し骨年齢を与えた場合、その時点で客観的な評価にはならないからである。

2.3 ROI

骨年齢を推定する場合に、頸部であれば頸部の骨すべてを推定に用いるのではない。年齢に相関があると思われる部分を切り出し、その部分を用いて骨年齢推定を行なう。ROI(regions of interest) とは、この相関が高いと思われる部分の事を言う。

第3章 従来の骨年齢推定法

3.1 手骨を用いた骨年齢推定法

3.1.1 TW2法

手部の骨を用いて骨年齢を推定する方法 [1] で、手部にある約 20 箇所をそれぞれ 8~9 段階の発育段階に分類する。各段階にスコアを与える事によって、各スコアの合計で骨年齢を推定する。また、一般に TW2 法によって求められる骨年齢は、専門家によって約 0.5 歳のばらつきがあるとされる。

この方法の問題点は、熟練した医師とその他の医師によって推定誤差がでてしまう事である。これはこの骨年齢が医師の主観で求めているからに他ならない。

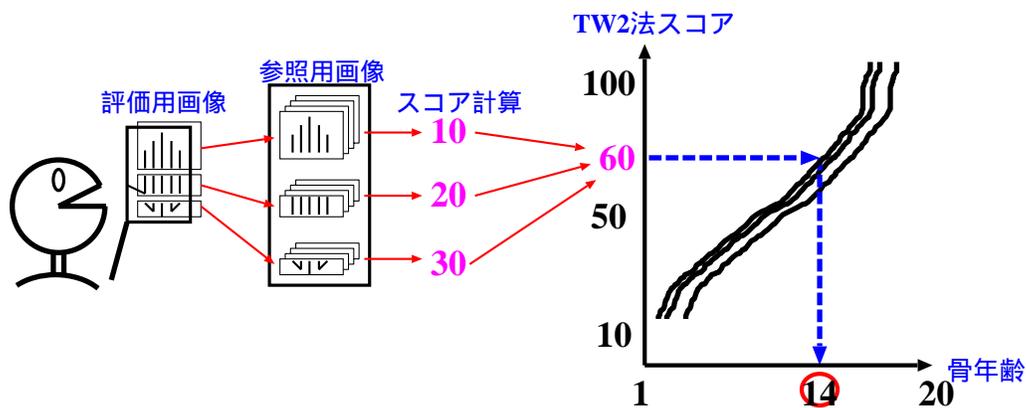


図 3.1: TW2 法による骨年齢推定

3.1.2 特徴点を使用する方法

特徴点を使用する方法では、動的輪郭法によって手骨の形状情報を得る方法 [3, 4] がある。しかし、頸骨の形状情報を得ようとする場合、使用する頸骨には棘突起があるために動的輪郭法では輪郭の取得が困難であると思われる (図 3.2)。また、この形状情報から骨年齢を推定する方法が提案されていないといった問題がある。

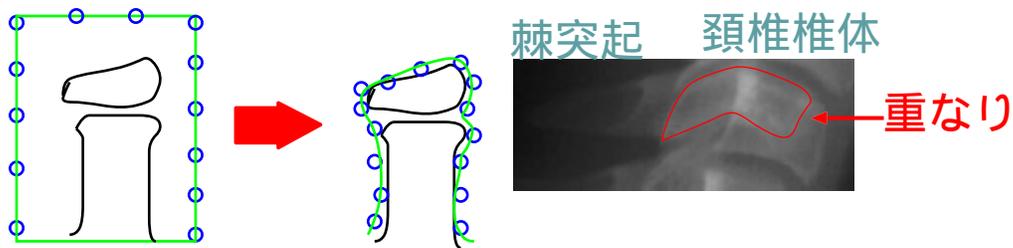


図 3.2: 動的輪郭法によって形状情報を得る方法

3.1.3 パターン整合法による方法

手部の橈骨と骨端骨の幅の比によって、骨年齢を推定する [9]。この方法は、骨年齢が付与されている手部の X 線画像をリファレンスとし、入力された画像と最も類似度が高い画像を出力としている。この類似度、相違性の尺度には単純類似度を用いている。評価用 ROI 画像ベクトルを x 、参照用 ROI 画像ベクトルを r としたとき、 x と r との類似度 $S(x, r)$ は、

$$S(x, r) = \frac{(x, r)}{\|x\| \|r\|} \quad (3.1)$$

より求める。式 (5.2) において、 $(,)$ は 2 つのベクトルの内積、 $\| \|$ はユークリッド ノルムである。また、画素値 (0 ~ 255) をベクトルの要素として用いる。骨年齢を計算機で自動評価する事ができ、医師の主観も必要の無い方法で客観的な骨年齢推定ができる利点がある。しかし、この方法では前処理・正規化に多数のプロセスが必要である。しかも、類似度計算 (式 5.2) を用いているため、わずかな位置ずれも検出できず、正解のパターンを正しく検出できない可能性がある。本研究で使用する二次元 warping は、入力との距離が最小になるように変形させる弾性マッチングである。これによって、上記した位置ずれにも対応できると考える。

3.2 頸骨を用いた骨年齢推定法

3.2.1 医師が自ら特徴量を計測する方法

頸部 X 線画像を用いた骨年齢推定は、医師が自ら骨の形状をノギスで計測し、その特徴を用いて推定する [10]。そのため医師の負担が多く、時間もかかる。これら骨年齢の評価の一部は医師の主観的な判断によるため、医師によって判定誤差が生じる。この方法では、骨年齢と暦年齢との推定誤差が平均 0.75 歳であった。

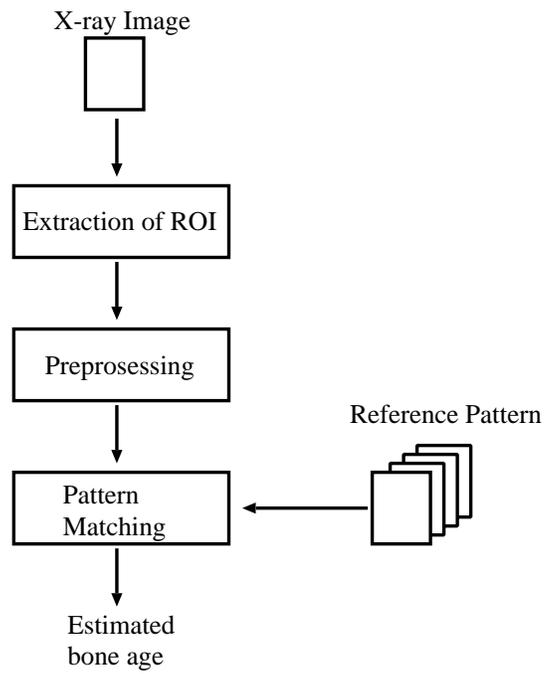


図 3.3: パタン整合法による骨年齢推定

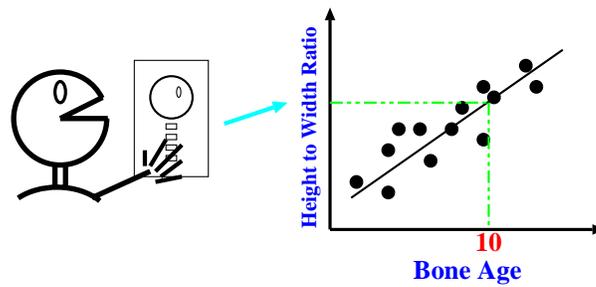


図 3.4: 医師による評価 [水戸 東北大 2001]

3.2.2 SVRより成長関数を求める方法

頤骨の ROI 付与した特徴点によって骨年齢の成長関数を求め、骨年齢を推定する [11]。SVR を用いる事により求めた回帰曲線を成長関数としている。成長関数を用いる事によってリファレンスにない骨年齢を求める事ができる。

この方法では、入力 ROI 画像に一点入力する必要がある。さらに、非線型な成長関数を用いる事によって精度の向上を計っているが、線型な成長関数の方が推定誤差が少ないという結果が出ている。そのため、本研究では、成長関数には最小二乗法といった線型な成長関数を用いる事にし、さらに入力 ROI 画像に、わざわざ点を入力させる必要がない方法を提案する。

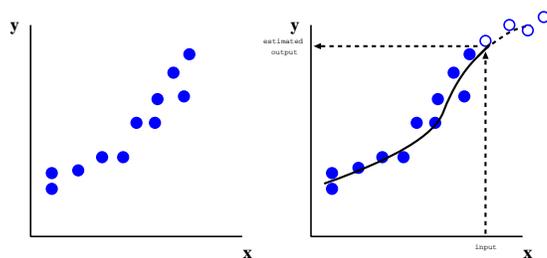


図 3.5: SVR を用いた骨年齢推定

第4章 骨年齢推定への前処理

4.1 ROI画像の前処理

4.1.1 ROI画像

頸椎 (図 4.1) は複数の骨によって構成されるが、本研究では対象部位 (ROI:regions of interest) に第三頸椎、第四頸椎、第五頸椎を用いる。これら以外の頸骨は顎部に近い頸骨は複数の骨が重なっていて形状が複雑であり、また、肩部に近い頸骨はその部分が比較的肉厚であり頸骨を視察で確認するのが困難になっている場合があるためである。さらに、人手による計測と分析によると、頸骨の成長と骨年齢は相関がある事が報告されている [6, 7, 8]。

4.1.2 画像の縮小

二次元 warping は、動的計画法に基づくものであるため、動的計画法と同様に計算量が多い事が問題になっている。それで、計算量の軽減のため画像の縮小を行なった。そもそも頸部 X 線画像は画質が良好なものは少ないため、細かなノイズが多量に含まれている。画像を縮小する事によって、この細かなノイズに二次元 warping が引っぱられる事が少なくなる。縮小は、 4×4 ピクセルの平均値をとり、画像サイズを $1/16$ にした。

4.1.3 平滑化

頸椎 X 線画像は、ノイズが多いため、原画像に対して平滑化を行なっている。平滑化には mean フィルタを用いた。近傍の画素の値を輝度の大きさに順に並べた時の中央値 (median) を採用するもので、実空間領域における非線型フィルタである。これによってノイズの除去と画像の鈍化の防止という相反する目的の妥協がある程度図られる (図 4.2)。

4.1.4 ROI画像の切り出し

量子化したとはいえ、原画像をそのまま使用すると二次元 warping などの計算に時間がかかってしまう。そこで、ROI画像の切り出しを行なう。この、ROI画像の切り出しは手動で行なっており、切り出すと同時に頸骨の角度の正規化も行なう。角度の正規化は、原

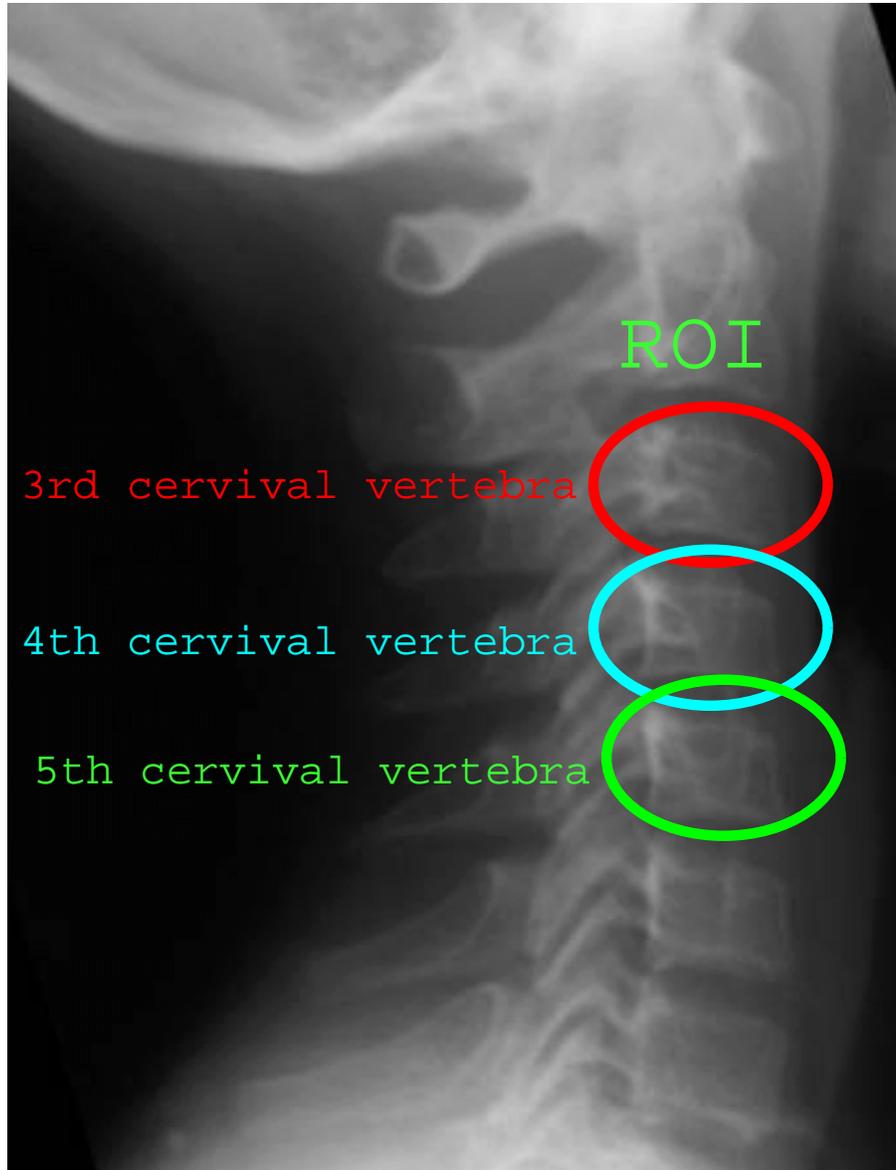


図 4.1: 使用する頸骨 X 線画像の例

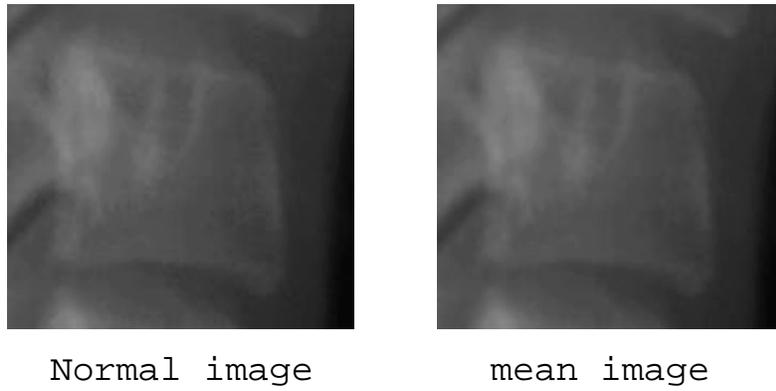


図 4.2: 平滑化の例:処理前/処理後 (フィルタサイズ 3×3)

画像の ROI となる頸骨に 2 点を入力し、その 2 点から頸骨の傾きを式 4.1 で計算する (図 4.3)。

$$\theta = \tan^{-1} \frac{b}{a} \quad (4.1)$$

この角度 θ が求めれば、原画像を θ 分回転させる。回転の様子を図 4.3 に示す。

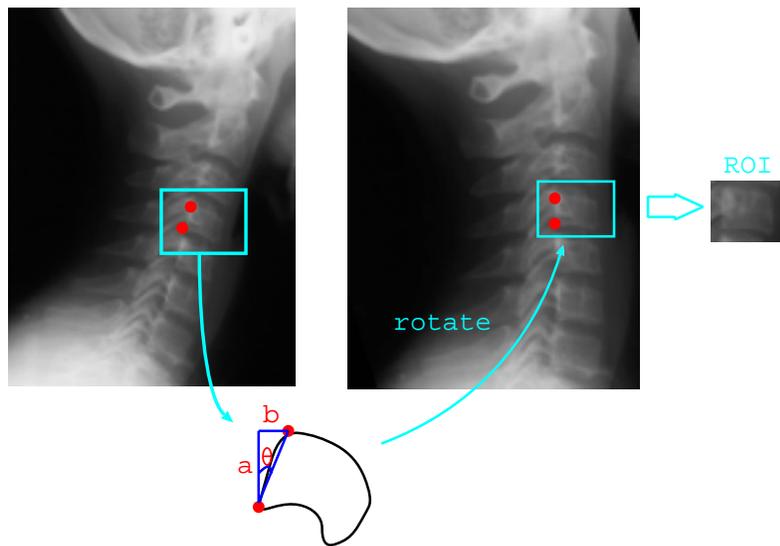


図 4.3: ROI 画像の回転と切り出し

4.1.5 輝度値の正規化

X 線画像は撮影する医師によってコントラストに差が生じ、一定ではない。骨年齢推定時にこの影響を軽減するため、ヒストグラムの平滑化 [13] による階調変換を行なう。

4.2 特徴量

4.2.1 特徴量の自動抽出

ROIは、それぞれの頸椎の縦横比と骨年齢に相関があるため、形状情報の抽出を行う必要がある。画像の形状情報の取得には基本的な方法としてエッジ検出がある。これは、微分フィルタによって検出できる。このエッジ検出処理には1次微分 (gradient) によるものと2次微分 (laplacian) によるものがある。実際に研究に使用する ROI 画像に、1次微分フィルタである Sobel フィルタ、Roberts フィルタ、Prewitt フィルタそれぞれをかけた (図 4.4)。それぞれのエッジ検出オペレータは次のように計算される。

Sobel オペレータ (x 方向)

-1	0	-1
-2	0	-2
-1	0	-1

Sobel オペレータ (y 方向)

-1	-2	-1
0	0	0
-1	-2	-1

Roberts オペレータ (x 方向)

0	0	0
0	1	0
0	0	-1

Roberts オペレータ (y 方向)

0	0	0
0	0	1
0	-1	0

Prewitt オペレータ (x 方向)

-1	0	-1
-1	0	-1
-1	0	-1

Prewitt オペレータ (y 方向)

-1	-1	-1
0	0	0
-1	-1	-1

さらに2次微分である Laplacian オペレータは次のように計算される。

Laplacian オペレータ (x 方向)

0	1	0
1	-4	1
0	1	0

この Laplacian オペレータは一般に勾配よりもノイズに弱く、ノイズの多い X 線画像に適用した場合は、ノイズを強調してしまう。これらの微分フィルタを頸部 X 線画像に使用した場合、ある程度は輪郭が得られるが、画像によっては、一部が欠けていたり、欲しい輪郭以外のノイズを強調したりしてしまうことが多い。そのため、本研究では微分フィルタを使用しない事にする。

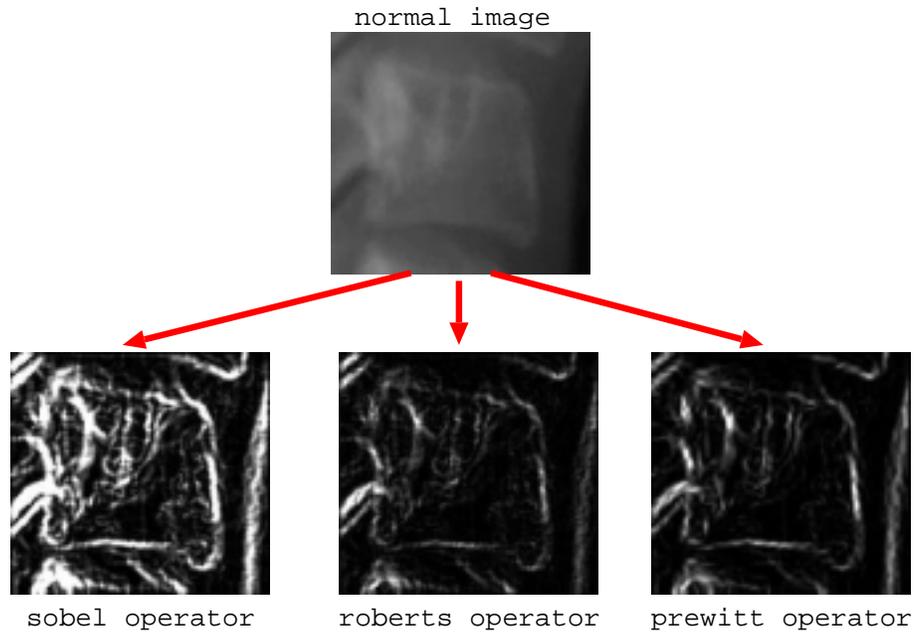


図 4.4: 1次微分フィルタ

4.2.2 特徴点の付与

4.2.1の方法では、輪郭をきちんと捉える事ができない。さらに頸骨の場合、棘突起と呼ばれる部分が ROI と重なっているため、その重なっている部分まで強調されてしまう(図 4.5)。よって本研究では、自動に輪郭情報を得るという事はしない。先述したように頸骨の縦横比と骨年齢との間には相関がある事がわかっているので、輪郭では頸骨の図 4.6 に示した 5 点を特徴点として、手動で与える事にする。点 1 ~ 4 までは視察で与え、点 5 は点 3 点 4 を結んだ直線上の中心 a から、点 1 点 4 を結んだ直線と並行になる直線を引き、その直線上にある輪郭上に特徴点を付与する。

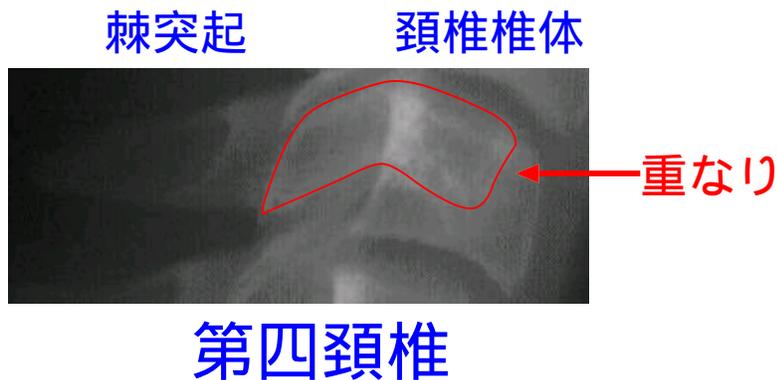


図 4.5: 棘突起

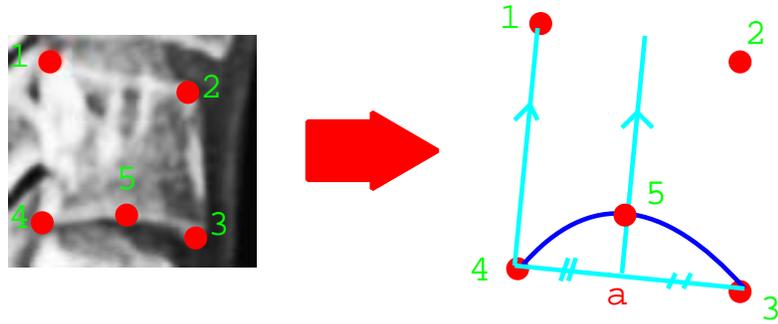


図 4.6: 特徴点の付与

4.3 二次元 warping の概要

本研究では、二つの画像の類似性の尺度に二次元 warping を用いた。次に、この二次元 warping について解説する。

4.3.1 二次元 warping

二次元 warping とは、2 つ画像の最も一致する画素間のマッピングの事である。二次元 warping は画像中のパターンの変形に適応可能な弾性マッチング処理と見なせる。

二次元 warping を決定する問題は、一種の最適化問題であり、本論文では、その最適化に動的計画法を用いる。

画像 A, B について考える。画像はそれぞれ $A = \{a(i, j) | i, j = 1, 2, \dots, N\}$ および $B = \{b(x, y) | x, y = 1, 2, \dots, M\}$ とする。また、 $a(i, j), b(x, y)$ はそれぞれ画素 $(i, j), (x, y)$ の特徴量とする。二次元 warping は、次の評価関数の最小値を与える warping 関数 $x(i, j), y(i, j)$ によって定義される。(式 4.2)

$$D = \min_{x(i,j), y(i,j)} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N |a(i, j) - b(x(i, j), y(i, j))| \quad (4.2)$$

4.3.2 単調連続二次元 warping 決定問題

不自然な warping を避ける為に warping 関数に対する制約条件が必要である。この制約条件として単調連続性の条件を用いる。単調性とは、二次元 warping を施した後の画素の上下および左右の関係が保存されることである (図 4.8)。さらに連続性とは、二次元 warping を施した後の隣接する 2 画素が図のように近傍内にあることである (図 4.9)。この単調性と連続性の条件を同時に満たすような二次元 warping を構成するため、warping

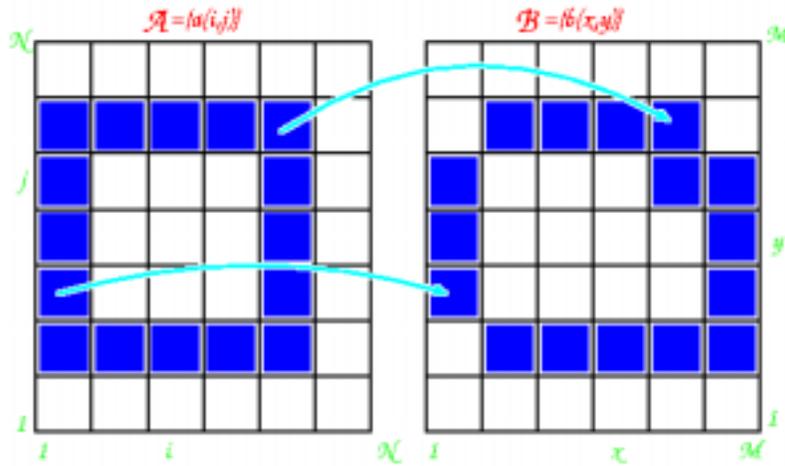


図 4.7: 二次元 warping

関数に次の条件を与える (図 4.10)。

$$0 \leq x(i, j) - x(i - 1, j) \leq 2 \quad (4.3)$$

$$0 \leq y(i, j) - y(i, j - 1) \leq 2 \quad (4.4)$$

$$|x(i, j) - x(i - 1, j)| \leq 1 \quad (4.5)$$

$$|y(i, j) - y(i, j - 1)| \leq 1 \quad (4.6)$$

以上の条件式 (4.3) ~ (4.6) は等方性持つため、評価関数 (4.2) が最小化される保証があれば、画像 A, B の縦横を同時に $i \leftrightarrow j, x \leftrightarrow y$ をそれぞれ交換しても同じ warping が求まる。

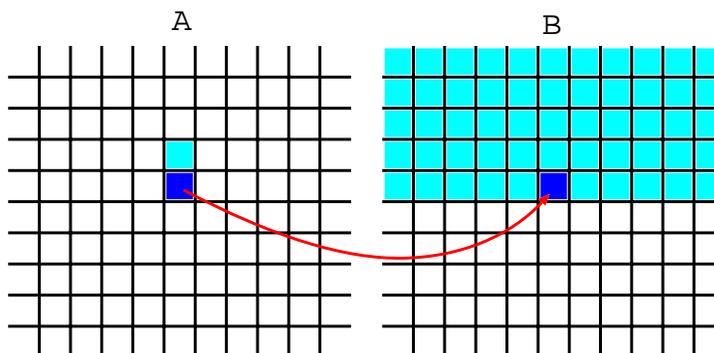


図 4.8: 単調性条件

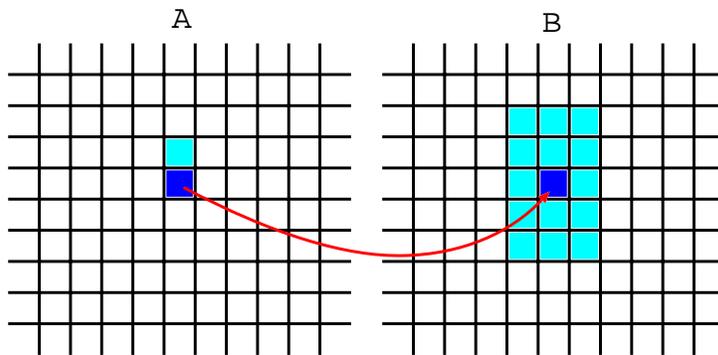


图 4.9: 連続性条件

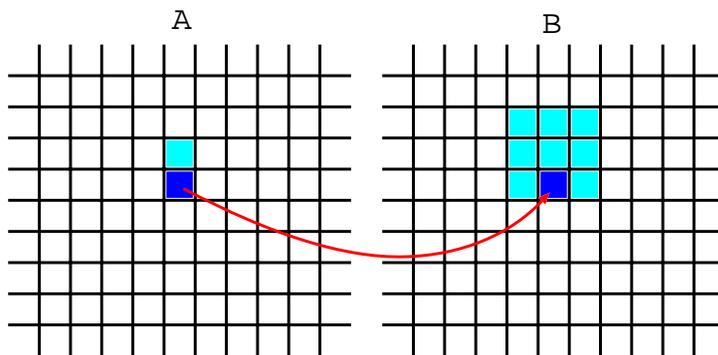


图 4.10: 单调連続性条件

4.4 ピクセルワイズ DP アルゴリズム

画像 A をラスタスキャンしながら、その順に従って各画素 (i, j) のマッピングを決定していく過程を考える。段は (i, j) に関するラスタスキャン順に用意され、第 (i, j) 段では、画素 (i, j) のマッピングすなわち $(x(i, j), y(i, j))$ が決定される。この決定が画素を単位として行なわれるため、これをピクセルワイズ DP アルゴリズムと呼ぶ。各段での決定は、条件式 (4.3) ~ (4.6) の単調連続性条件により互いに制約される。

4.5 不自然なワープの回避

2次元 warping は、そのまま濃淡画像に適用した場合、マッピング先の集中や全体としての滑らかさの欠如など、不自然な 2次元 warping が生じる場合がある。そのため、このような不自然な warping を回避するために次に示す様なペナルティを導入する。

4.5.1 一様性ペナルティ

warping 関数による画素の変位量を評価する関数の適用を検討する。これは、画像 A 上のパターンと画像 B 上のパターンの大局的構造は似ており、そのため最適な warping による変位量は少ないという仮定に基づいている。この目的に合うペナルティ関数として、ここでは warping 関数の 1 次差分値の総和を用いる。

$$P_1 = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N (|p_{i,j}^x| + |q_{i,j}^x - 1| + |p_{i,j}^y| + |q_{i,j}^y - 1|) \quad (4.7)$$

ここで、

$$\begin{aligned} p_{i,j}^x &= x(i, j) - x(i, j - 1) \\ p_{i,j}^y &= x(i, j) - x(i - 1, j) \\ p_{i,j}^y &= y(i, j) - y(i, j - 1) \\ p_{i,j}^x &= y(i, j) - y(i - 1, j) \end{aligned}$$

warping による変形がない場合、このペナルティ関数 P_1 の値は 0 になる。また平行移動に関しても 0 に近い値を返す。このようにペナルティ関数 P_1 は warping の一様性を評価している。

4.5.2 単調性ペナルティ

単調連続性条件 (4.3) ~ (4.6) は、図 4.11 に示すような部分的な反転を許容する。これは現在用いている単調性条件が、本体すべての方向について満たされるべき単調性の局所

的かつ離散的近似であることに起因する。この反転を避ける方法として、4点 $(i, j), (i - 1, j), (i - 1, j - 1), (i, j - 1)$ が warping の後に構成する四辺形の面の向きを判定し、反転と判断された場合は今後の探索から除外する方法が考えられる。しかし、ビームサーチを用いて warping を求める場合ビーム径 R が小さいと残っている探索経路がこの判定ですべて除外される可能性がある。そこで、反転の度合を反転部分の面積で表し、それに応じて次のペナルティ P_2 を課すことで反転を回避する。

$$P_2 = \sum_{i=2}^N \sum_{j=2}^N \{ \kappa(p_{i,j}^x p_{i,j}^y - p_{i,j}^y p_{i,j}^x) + \kappa(p_{i,j-1}^x p_{i,j}^y + p_{i,j-1}^y p_{i,j}^x) + \kappa(p_{i,j}^x p_{i-1,j}^y + p_{i,j}^y p_{i-1,j}^x) + \kappa(p_{i,j-1}^x p_{i-1,j}^y + p_{i,j-1}^y p_{i-1,j}^x) \} \quad (4.8)$$

ここで、

$$\kappa(n) = \begin{cases} 0 & \text{if } n \geq 0 \\ -n & \text{otherwise} \end{cases}$$

4.5.3 目的関数

4.5.1 および 4.5.2 で定義したペナルティ関数 P_1, P_2 を式 4.2 に加えた新しい目的関数 D' は次のようになる。ここでの α, β はそれぞれ一様性ペナルティ、単調性ペナルティである。

$$D' = D + P = D + (\alpha P_1 + \beta P_2) \quad (4.9)$$

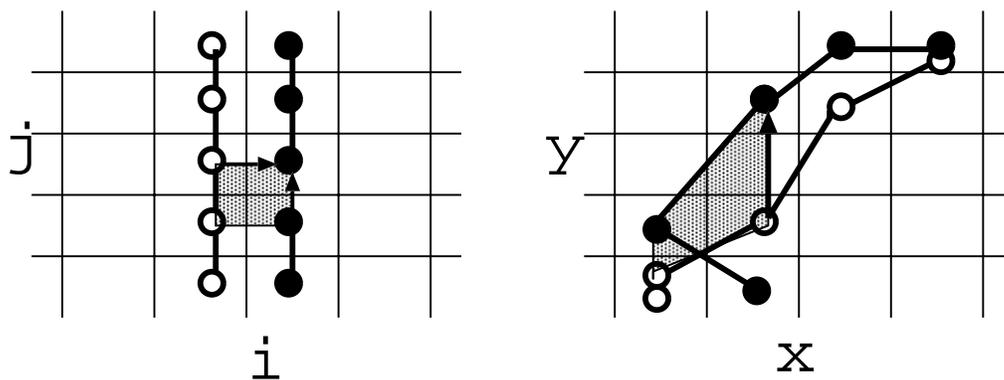


図 4.11: 単調連続性を満たす反転の例

第5章 骨年齢推定実験

5.1 本研究で用いた画像

実験用データは、東北大学歯学部提供の頸部 X 線画像を用いた。このデータは、暦年齢が 5 歳から 16 歳までの 1 年～2 年毎に撮影された頸骨の X 線画像 139 枚を用いた。患者の人数は 16 名ですべて健常者の女性である。また、すべての画像に暦年齢が付与されており、評価はこの付与されている推定骨年齢と暦年齢とを比較する事によって行う。さらに画像は 4 に示した方法で正規化および切り出し処理してある。実験に用いたデータにおける骨年齢の分布を図 5.1 に示す。図 5.1 より 4 歳～6 歳までの画像が極端に少ない事がわかる。

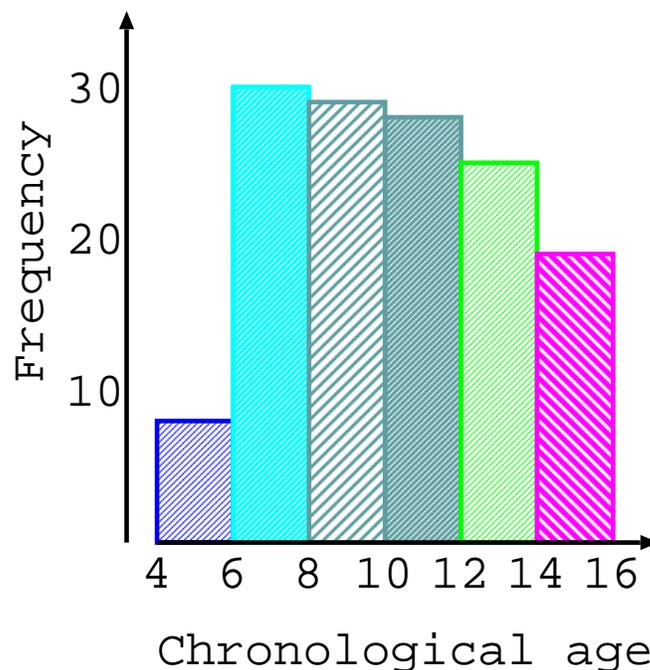


図 5.1: 実験用データに付与された暦年齢の分布

5.1.1 実験条件

以下に行なう実験条件は次の通りである。

- 使用した ROI は、第三頸椎、第四頸椎、第五頸椎の三つ。
- 16 患者の内 1 患者を入力データとし、残りの 15 患者を評価用データとした。
- それを、全 16 患者について行ない、暦年齢と推定骨年齢の絶対値誤差を求める。
- 一様性ペナルティ α 、単調性ペナルティ β は共に 100 とした。

推定骨年齢は、第三頸椎から第五頸椎の暦年齢を、それぞれ Age_3 、 Age_4 、 Age_5 とし、推定骨年齢 Age は次式 5.1 のとおり求めた。

$$Age_{estimate} = \frac{(Age_3 + Age_4 + Age_5)}{3} \quad (5.1)$$

5.2 パタン整合法による方法

骨年齢の推定は、骨年齢の未知な頸部 X 線写真の ROI 画像とリファレンスパターンとのパタン整合による類似性の比較によって行う。リファレンスパターンには、暦年齢が予め付与されている大量の ROI 画像によって構成される。

パターンの類似性、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} 、リファレンスパターン用 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、

$$S(\mathbf{x}, \mathbf{r}) = \frac{(\mathbf{x}, \mathbf{r})}{\|\mathbf{x}\| \|\mathbf{r}\|} \quad (5.2)$$

より求める。式 (5.2) 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。推定骨年齢は、この類似度が最も大きいリファレンスパターンに付与されている暦年齢とする。

アルゴリズム

- 入力画像とリファレンスパターンの類似度を式 5.2 で計算する。
- 最も類似度の高いリファレンスパターンの暦年齢を出力する。
- 各 ROI での暦年齢を用い式 5.1 を計算し推定骨年齢として出力する。
- n -best の場合、推定骨年齢は加重平均法に基づいて決定する。各 ROI の類似度の上位 n 番目までの暦年齢を式 5.3 より求め、推定骨年齢 $Age_{estimate}$ として出力する。最も類似度高いものから i 番目のリファレンスパターンの類似度を S_i 、その画像に

付与されている暦年齢を Age_i とする。

$$Age_{estimate} = \frac{\sum_{i=1}^n S_i Age_i}{\sum_{i=1}^n S_i} \quad (5.3)$$

5.2.1 実験

推定骨年齢は 1-best, 3-best および 5-best を求め、それぞれの結果を表 5.1 および図 5.2 ~ 図 5.4 に示す。

表 5.1: パタン整合法による実験結果

テンプレートマッチング	1-best	3-best	5-best
絶対値誤差	2.58	1.68	1.47
相関	0.56	0.71	0.79

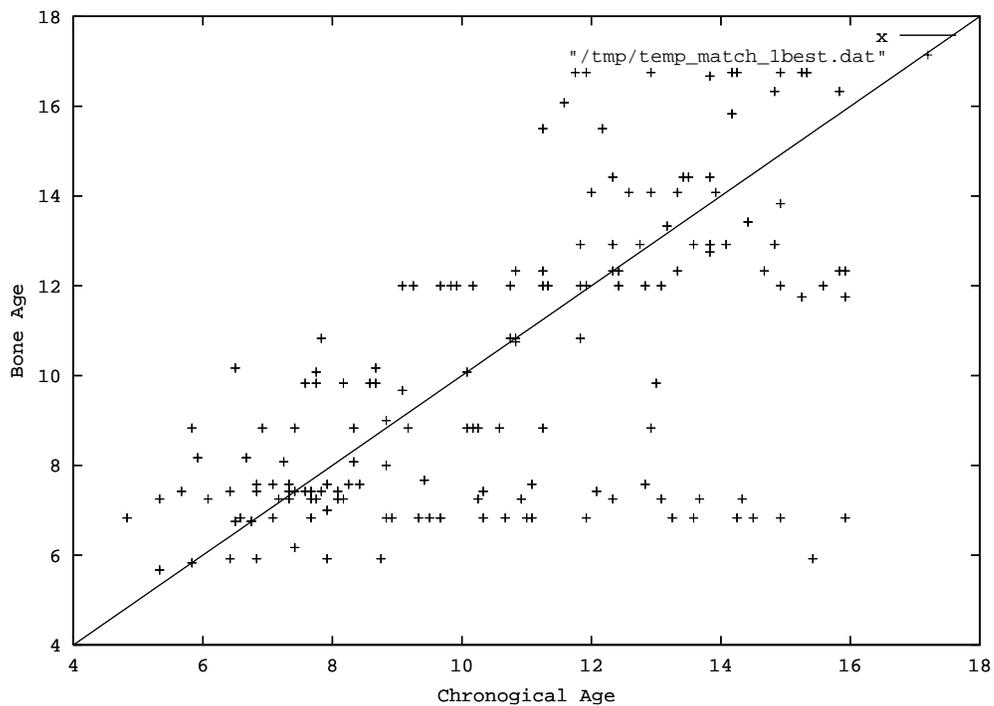


図 5.2: テンプレートマッチング (1-best)

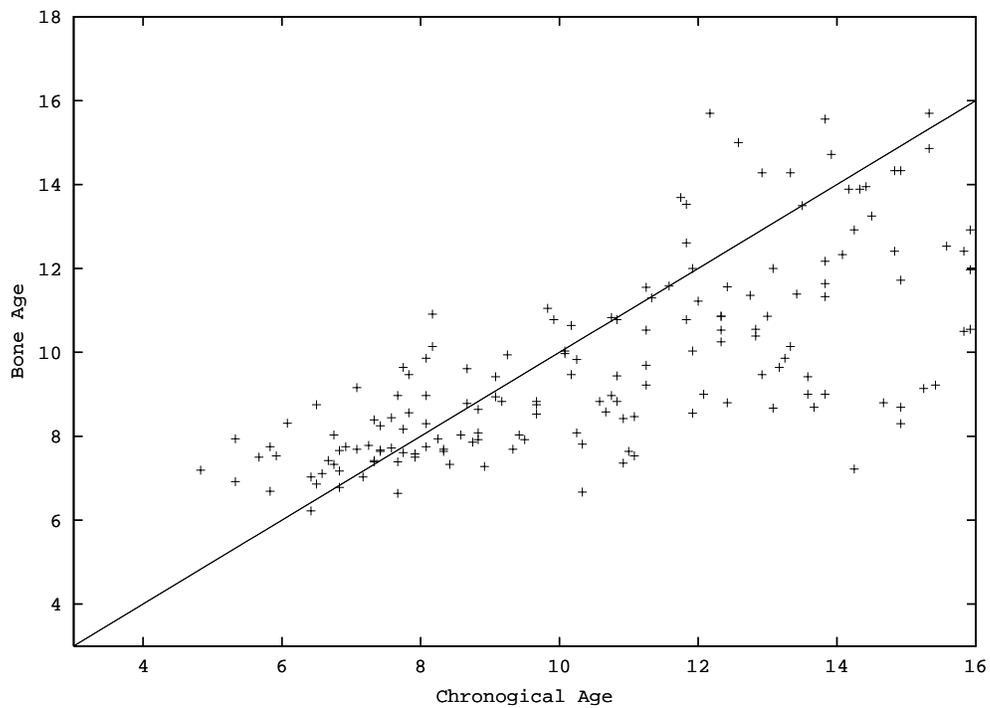


図 5.3: テンプレートマッチング (3-best)

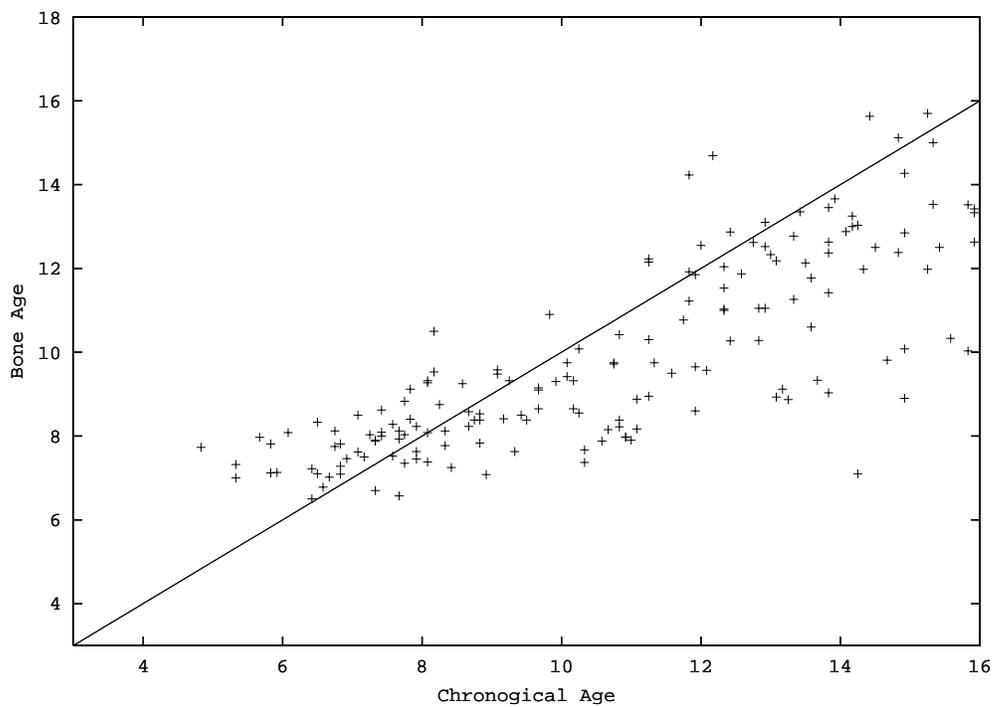


図 5.4: テンプレートマッチング (5-best)

5.2.2 考察

図 5.2 を見ると、推定骨年齢が随分低い年齢を出力している場合が多数見受けられた。これは、コントラストの正規化がうまくいかず、白っぽい画像が含まれていたからだと思われる。しかし、3-best、5-best で骨年齢を推定する事によってこの画像の影響が少なくなり、絶対値誤差および相関共に結果は良くなった。

5.3 二次元 warping による距離による方法

骨年齢の推定は、骨年齢の未知な頸部 X 線写真の ROI 画像とリファレンスパターンとの 2 次元 warping による距離の比較によって行う。

アルゴリズム

- 入力画像とリファレンスパターンの DP 距離を計算する。
- 最も距離の小さいリファレンスパターンの暦年齢を出力する。
- 各 ROI での暦年齢を用い式 5.1 を計算し推定骨年齢として出力する。
- n -best の場合、推定骨年齢は加重平均法に基づいて決定する。各 ROI の二次元 warping 距離上位 n 番目までの暦年齢を式 5.4 より求め、推定骨年齢 $Age_{estimate}$ として出力する。最も二次元 warping 距離の小さいものから i 番目のリファレンスパターンの二次元 warping 距離を D_i 、その画像に付与されている暦年齢を Age_i とする。

$$Age_{estimate} = \frac{\sum_{i=1}^n D_i Age_i}{\sum_{i=1}^n D_i} \quad (5.4)$$

5.3.1 実験

推定骨年齢は 1-best, 3-best および 5-best を求め、それぞれの結果を表 5.2 および図 5.6 ~ 図 5.8 に示す。

5.3.2 考察

1-best でも、相関が 0.9 を越え骨年齢の推定誤差は 1.24 歳という結果が出た。パタン整合法では、2.58 歳であった事を考えると 1.34 歳誤差を小さくする事ができた。さらに、

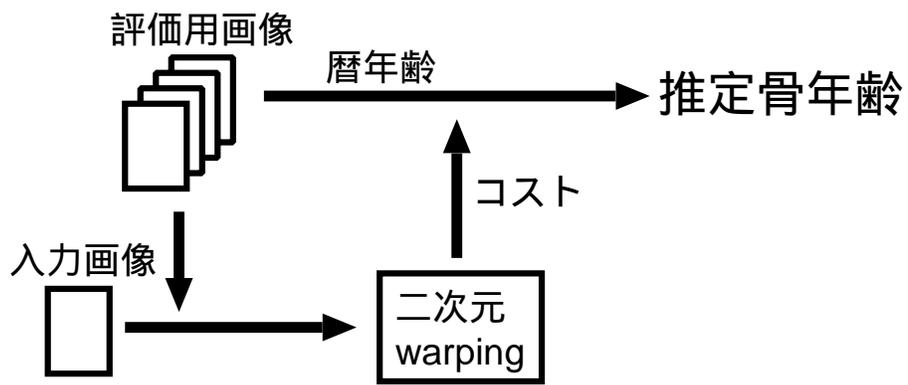


図 5.5: 二次元 warping による距離による推定法の流れ

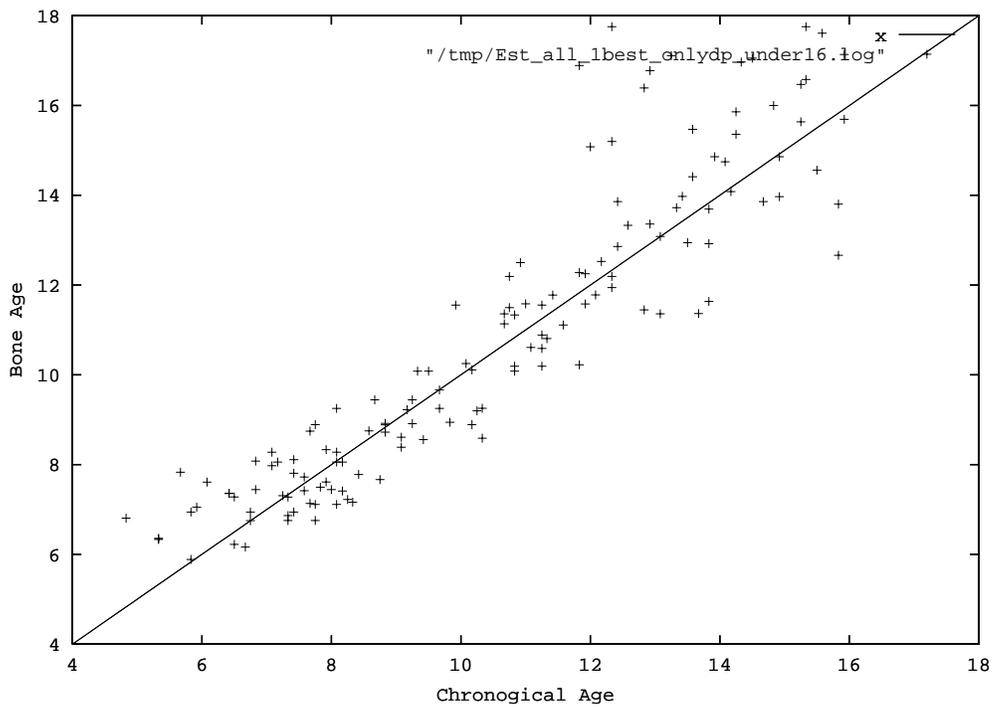


図 5.6: DP 距離 (1-best)

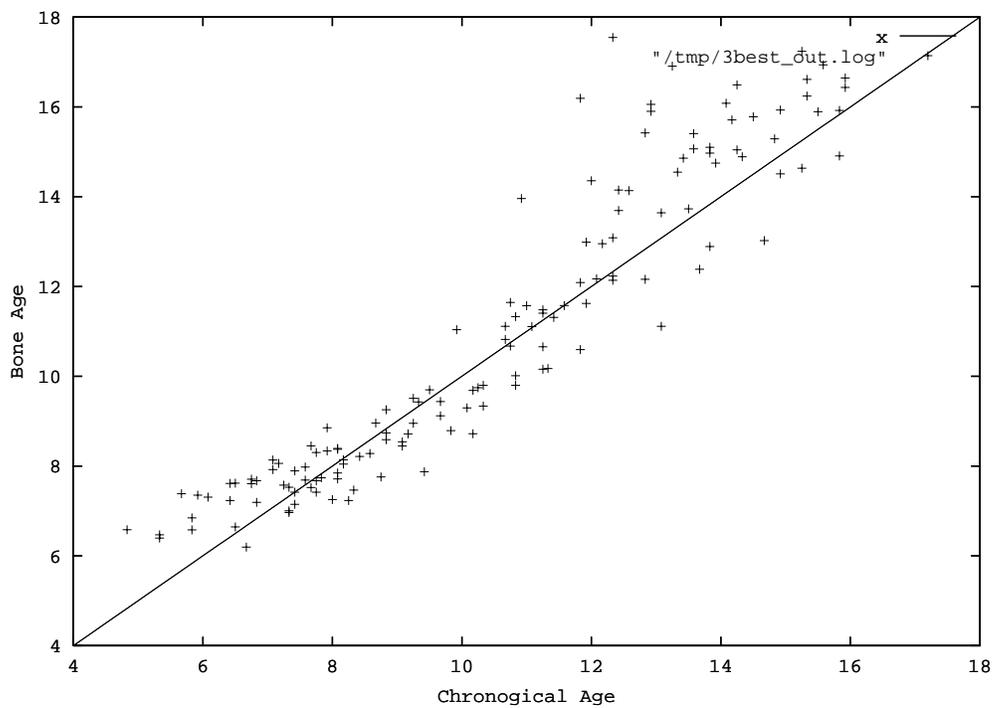


图 5.7: DP 距離 (3-best)

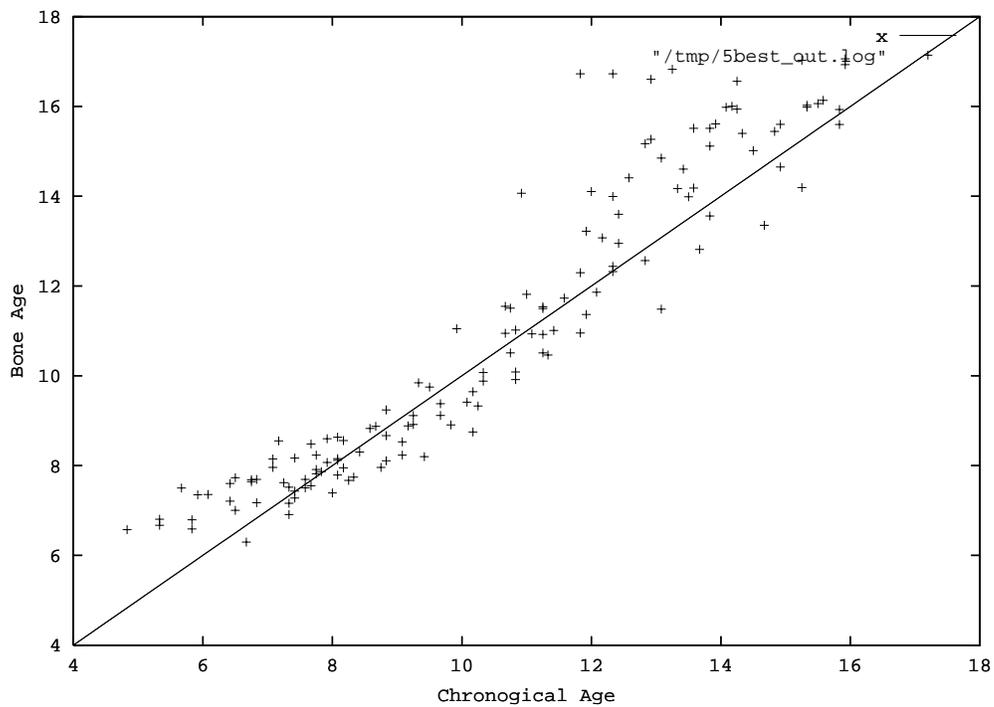


图 5.8: DP 距離 (5-best)

表 5.2: 二次元 warping 距離を用いた方法での実験結果

DP 距離	1-best	3-best	5-best
絶対値誤差	1.24	0.88	0.87
相関	0.90	0.94	0.94

3-best、5-best でも推定誤差を 0.7 歳前後小さくなっており、0.94 という高い相関を得る事ができた。また、図 5.6～図 5.8 を見ると、13 歳前後までは暦年齢に沿った骨年齢が推定できている事がわかる。しかし、暦年齢が 7 歳以下の画像の推定は、2 歳～3 歳の推定誤差が生じている場合がいくつかある。これは、図 5.1 を見ればわかる通り、4 歳から 6 歳までの暦年齢を持つ画像が他の暦年齢を持つ画像に比べ極端に少ないためであると考えられる。この推定誤差は、4 歳～6 歳までの暦年齢を持つ画像を増やす事によって減少させる事が可能であると思われる。

5.4 二次元 warping によって移動した特徴点を特徴量とする方法

骨年齢の推定は、骨年齢の未知な頸部 X 線写真の ROI 画像と特徴点が付与してあるリファレンスパターンとの 2 次元 warping によって変形した特徴点を用いる (図 5.9)。特徴点は前章の 4.2.2 に示した方法で付与してある。この特徴点を用い、図 5.10 のようにそれぞれの点間距離を特徴量とし、縦横比 R を計算する (式 5.5)。

$$R = \frac{dist1 + dist3}{dist2 + dist4} \quad (5.5)$$

この縦横比 R で成長関数を求める。この成長関数は、最小二乗法で求める (式 5.6)。また、 $dist5$ も特徴量として加える場合は、重回帰分析を用いた (式 5.7)。

$$Age_{estimation} = a_0x_0 + e \quad (5.6)$$

$$Age_{estimation} = a_0x_0 + a_1x_1 + e \quad (5.7)$$

a_0 および a_1 は偏回帰係数であり事前に求めてある成長関数の係数。 a_0 には縦横比 R の係数、 a_1 は $dist5$ の係数である。 x_0 および x_1 は説明変数であり、 x_0 には二次元 warping で特徴点が移動した場合の縦横比が入力され、さらに x_1 には $dist5$ の値が入力される。また、 e は残差である。

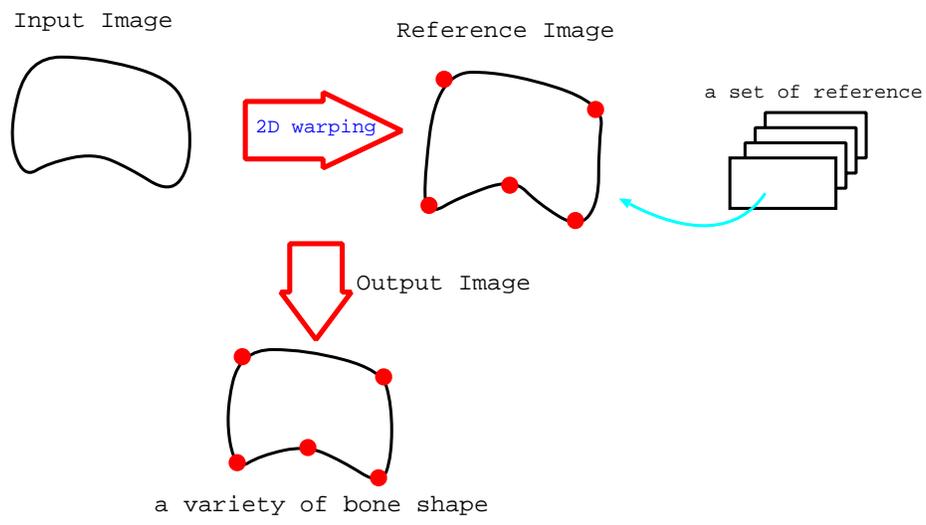


図 5.9: 特徴点の取得

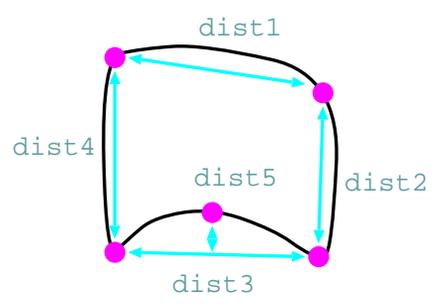


図 5.10: 各特徴点同士の距離

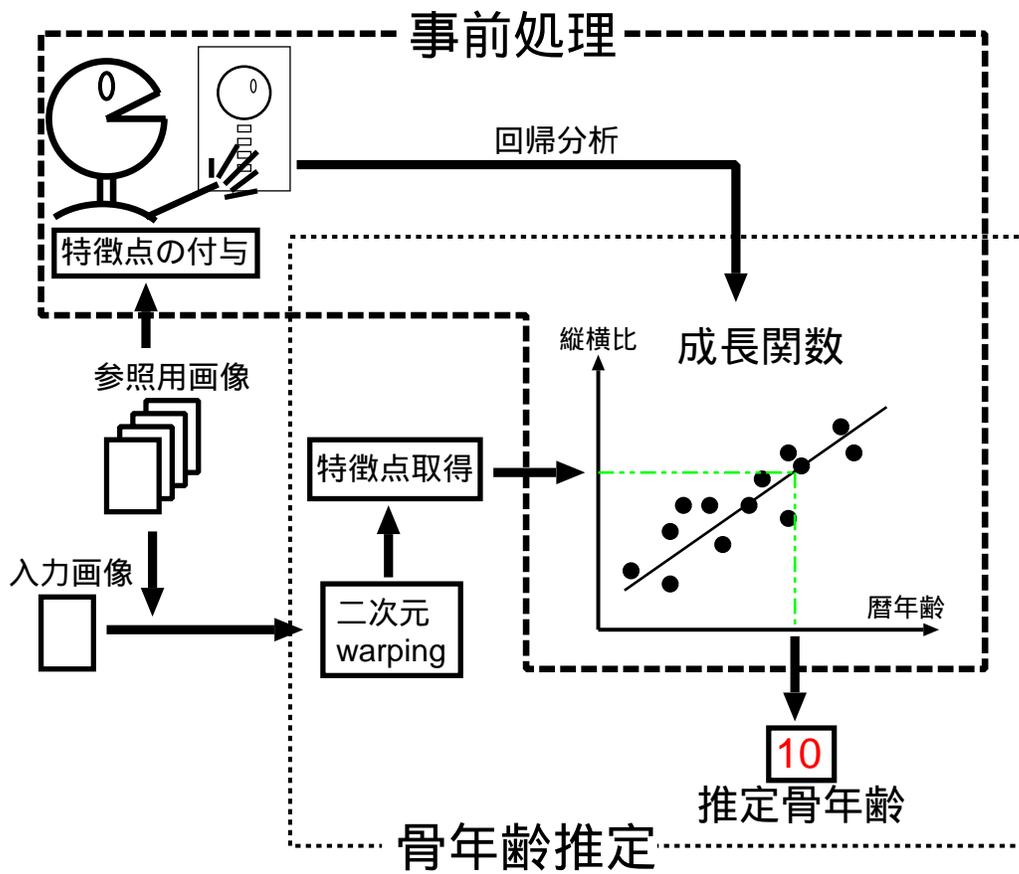


図 5.11: 成長関数を用いた場合の骨年齢推定の流れ

アルゴリズム

事前処理

- リファレンスに付与した特徴点を用いて最小二乗法および重回帰分析にてあらかじめ成長関数を求めておく。
- 入力画像とリファレンスパターンの DP 距離を計算する。
- 最も距離の小さいリファレンスパターンから特徴点を抽出する。
- 事前処理で求めた成長関数に特徴点を入力し、推定骨年齢として出力する。
- 各 ROI での暦年齢を用い式 5.1 を計算し推定骨年齢として
- n -best の場合、推定骨年齢は加重平均法に基づいて決定する。各 ROI の二次元 warping 距離上位 n 番目までの暦年齢を式 5.4 より求め、推定骨年齢 $Age_{estimate}$ として出力する。

5.5 実験結果

推定骨年齢は 1-best, 3-best および 5-best を求め、それぞれの結果を表 5.3, 5.4 および図 5.12 ~ 図 5.14 に示す。

表 5.3: 特徴点を用いた方法での実験結果 (式 5.6)

特徴点を用いた場合	1-best	3-best	5-best
絶対値誤差	1.34	1.25	1.23
相関	0.81	0.82	0.82

表 5.4: 特徴点を用いた方法での実験結果 (式 5.7)

特徴点を用いた場合	1-best	3-best	5-best
絶対値誤差	1.42	1.35	1.22
相関	0.82	0.86	0.86

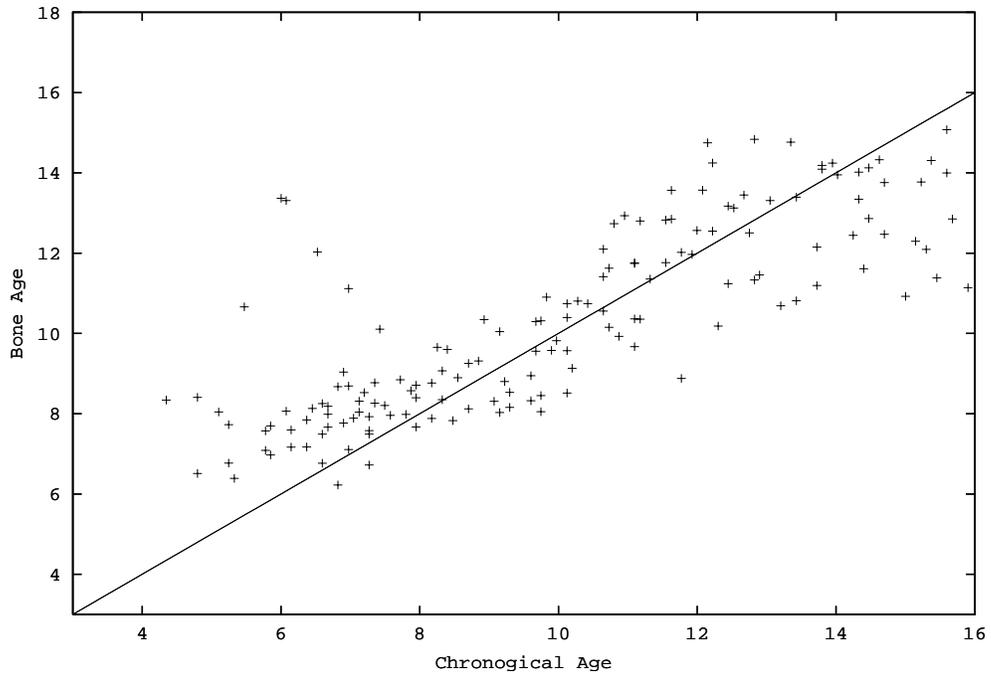


図 5.12: 成長関数による骨年齢推定 (1-best) 式 5.6

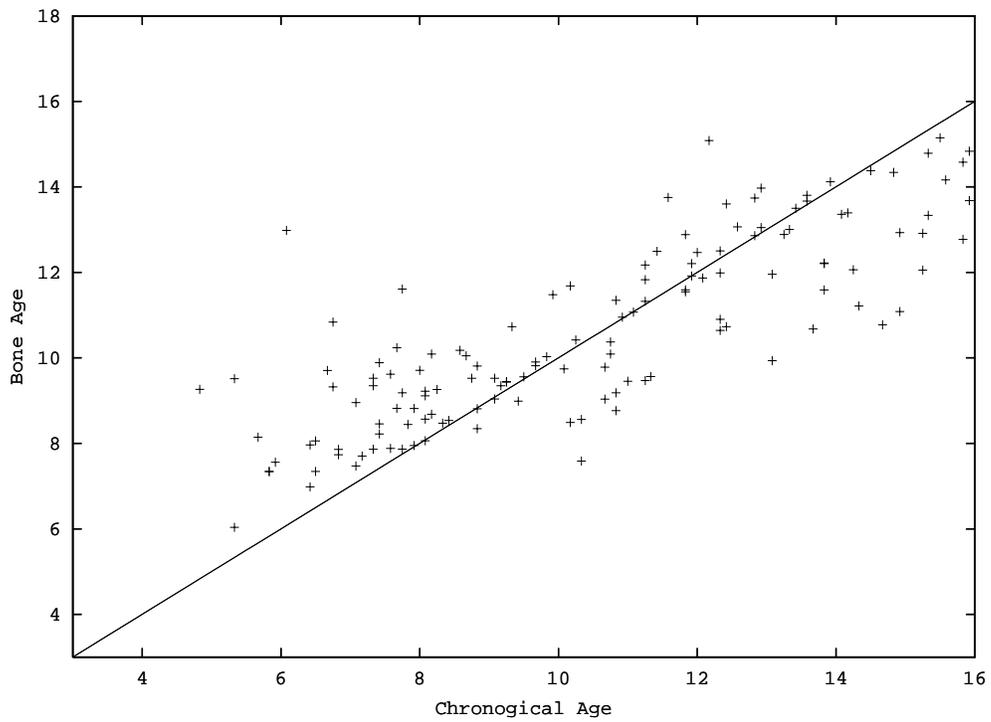


図 5.13: 成長関数による骨年齢推定 (3-best) 式 5.6

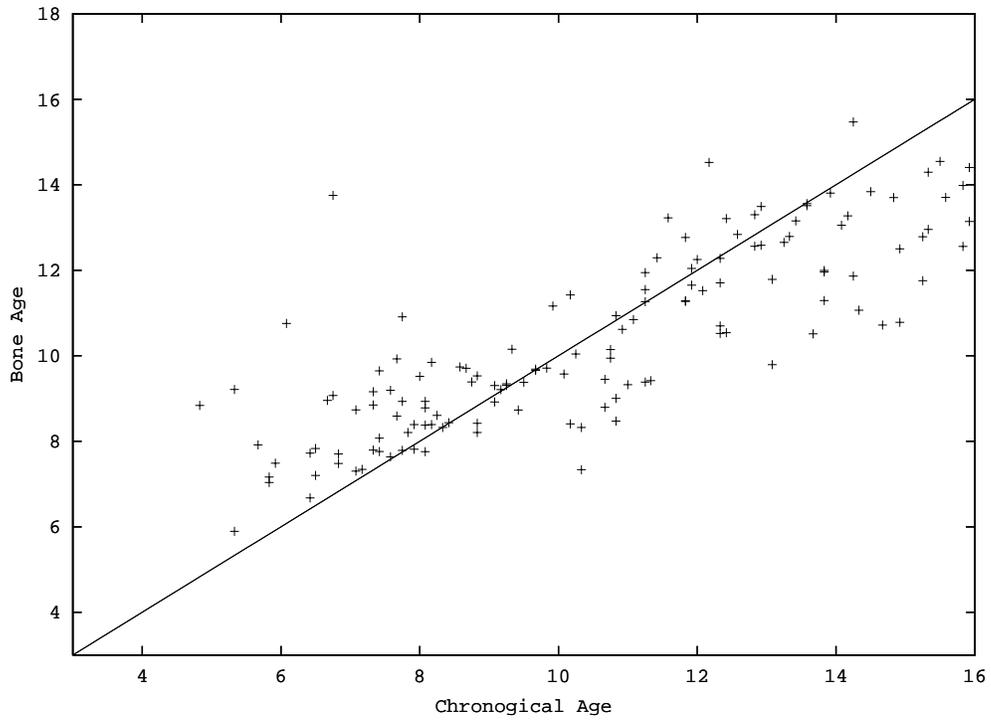


図 5.14: 成長関数による骨年齢推定 (5-best) 式 5.6

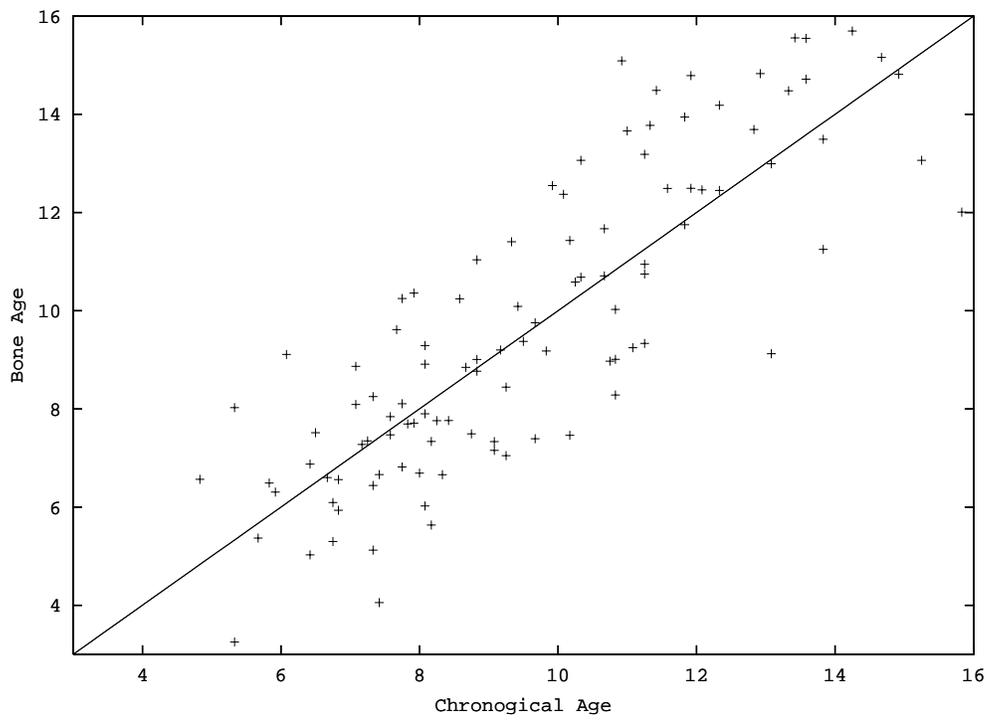


図 5.15: 成長関数による骨年齢推定 (1-best) 式 5.7

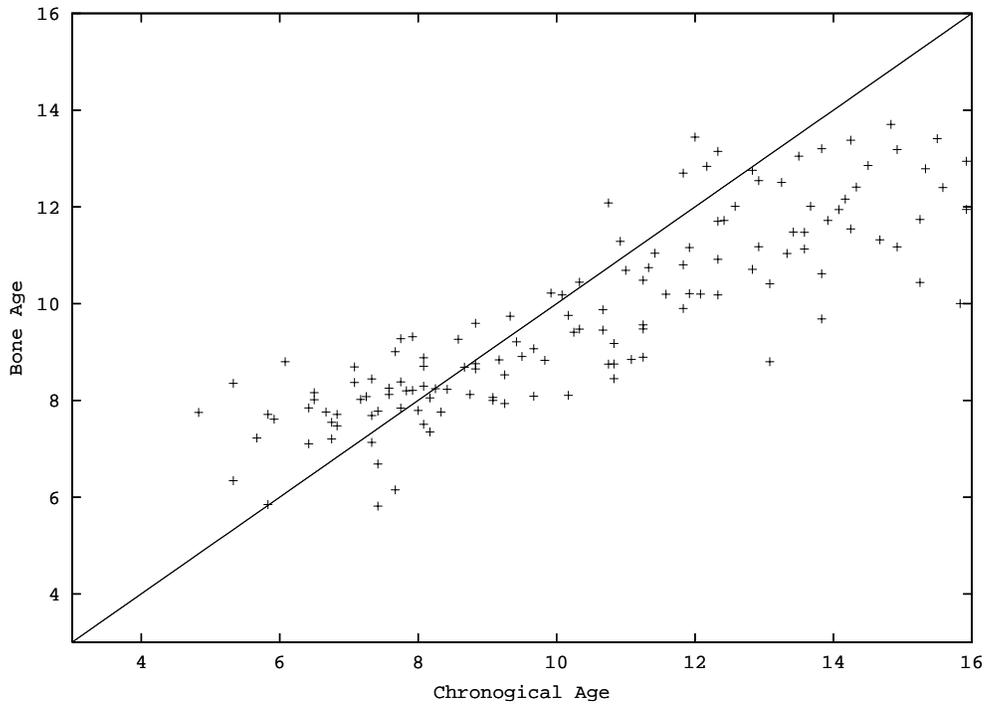


図 5.16: 成長関数による骨年齢推定 (3-best) 式 5.7

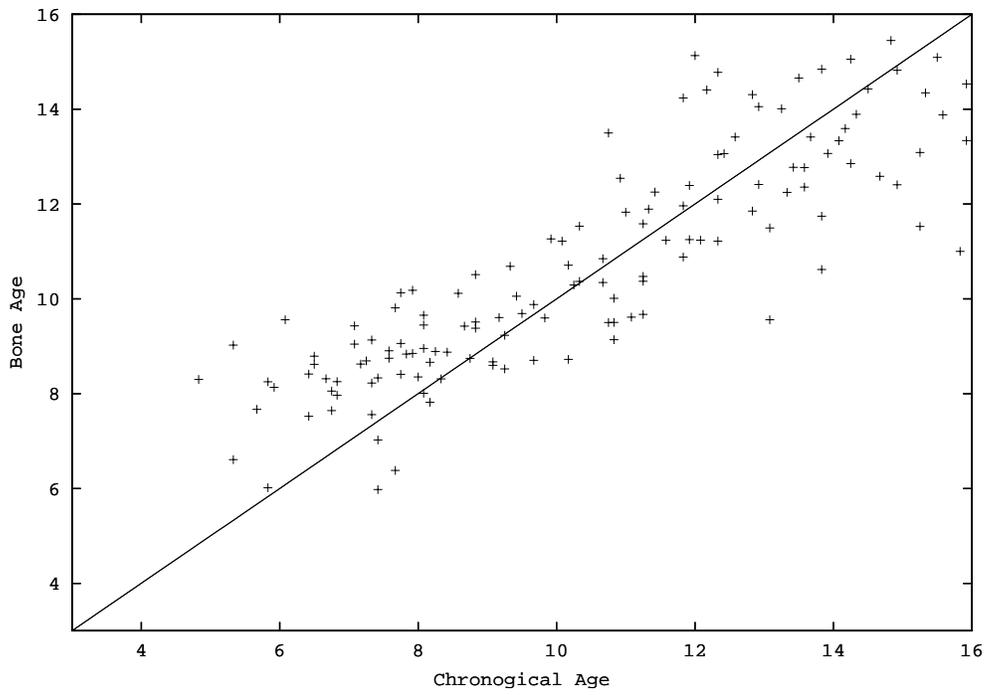


図 5.17: 成長関数による骨年齢推定 (5-best) 式 5.7

5.5.1 考察

表 5.3 より、パタン整合法よりは推定誤差が小さくなっている。3-best、5-best は大差ない結果になった。いずれも、相関は 0.8 を越えている。

5.6 ペナルティに対する推定誤差の変動

4.5 に記述したペナルティによってどの程度、推定骨年齢の誤差に変動がでるのか評価実験を行なった。実験には評価用患者数 4 人で、参照用としてそれ以外の 15 患者を用いた。なお ROI には、第四頸椎のみ使用している。

表 5.5: 各ペナルティに対する推定誤差 (カッコ内は相関)

		α			
		10	35	65	100
β	0	0.99(0.85)	0.67(0.94)	0.65(0.93)	0.67(0.94)
	10	0.99(0.88)	0.68(0.93)	0.72(0.94)	0.68(0.94)
	35	0.95(0.87)	0.61(0.93)	0.71(0.94)	0.67(0.94)
	65	0.96(0.89)	0.71(0.93)	0.69(0.94)	0.67(0.94)
	100	0.87(0.85)	0.75(0.92)	0.69(0.94)	0.67(0.94)

5.6.1 考察

一様性ペナルティ α 、単調性ペナルティ β それぞれ誤差値が大分変化する。共にペナルティを大きくする事によって推定誤差を小さくすることができることがわかった。この実験結果を見る限り α の方が推定誤差に対する影響が大きい。一様性ペナルティは、大局的な構造が似ていれば評価に加算されない。逆に言えば、構造が似ていなければ、ペナルティが大きくなる。よって、形状の違う頸椎をより正確に判別できると考えられる。

5.7 画像の位置ずれに対する頑健性に対する評価

本研究では、ROI の切り出しを手動で行なっていたため、切り出しに誤差が生じると考えられる。よって、位置ずれに対してどの程度の推定精度が変動するかについての検討を行なった。位置ずれは ROI をそれぞれ上下左右に 10 ピクセル移動させた画像と左右に 10 度ずつ回転させた画像の 6 パターンである (図 5.18)。使用した画像は 22 枚の画像で、ROI は第三頸椎、第四頸椎、第五頸椎である。参照用画像には、これらの画像の患

者以外を用いた。実験は、評価実験で最も推定誤差が小さかった二次元 warping のコストによる方法で行ない、5-best を求めた。各種の位置ずれに結果について、標準偏差と偏差と求め、それらの平均を求めた。標準偏差と偏差は次のようにして求めた。22 枚のデータを X_1, \dots, X_{22} とする。 X_1 を使って、6 種類のずれの下で推定骨年齢をそれぞれ $y_1, y_2, y_3, y_4, y_5, y_6$ とする。これから以下の統計量を計算する。

- 平均

$$m_1 = y_1 + y_2 + y_3 + y_4 + y_5 + y_6$$

- 標準偏差

$$\sigma_1 = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (X_n - \bar{X})^2}$$

- 分散

$$\sigma_1^2 = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (X_n - \bar{X})^2$$

- 偏差

$$d_1 = \max(y_i) - \min(y_i)$$

同様に、 X_2, \dots, X_{22} についても上記の統計量を計算する。最終的に以下の値を計算した。標準偏差、偏差をそれぞれ s_{ave}, d_{ave} とする。

- 標準偏差の平均

$$s_{ave} = \frac{(s_1 + \dots + s_{22})}{22}$$

- 偏差の平均

$$d_{ave} = \frac{(d_1 + \dots + d_{22})}{22}$$

5.7.1 実験結果

結果を表 5.6 にまとめた。

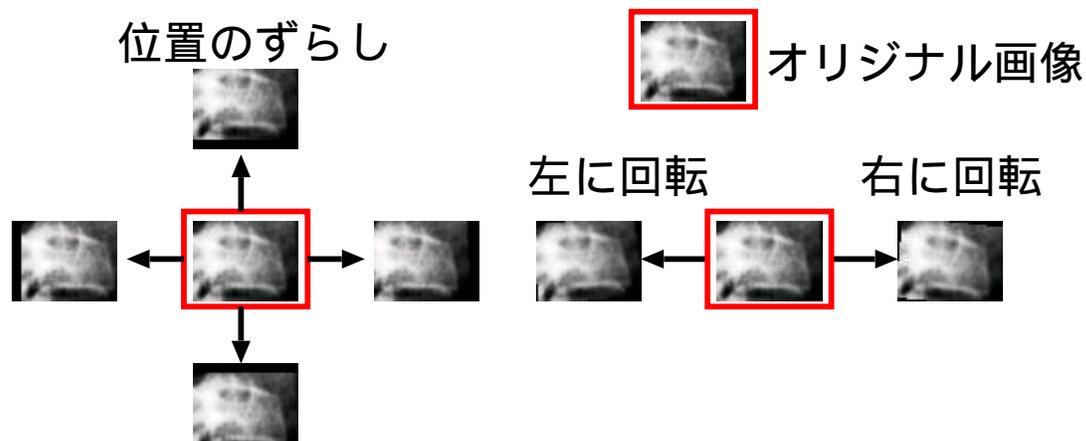


図 5.18: 位置ずれをさせた ROI 画像の例

表 5.6: 各種ずれの変化による標準偏差と偏差

標準偏差	偏差
0.10	0.71

5.8 まとめ

二次元 warping を用いる事によって、コントラストの正規化ミスで残ってしまった白っぽい画像はパタン整合法では、この方法は、単純に DP 距離を用いた場合に比べ精度が落ちてしまった。結果を見ると、ただのテンプレートマッチングの方が結果がよかった。これは、やはりリファレンスに与える特徴点が人手によって行なわれているために、特徴点にばらつきがでてしまったためだと思われる。この実験により、骨の縦横比といった形状情報の取得よりもむしろ ROI である骨のもつ面積に依存するのではないかと考えられる。

第6章 結論

6.1 本研究の成果

本研究では、頸部 X 線画像を用いて骨年齢を推定する方法を提案した。従来の骨年齢推定では、入力画像とリファレンスパターンとの類似度の尺度としてパターン整合法を用いていたが、二次元 warping による距離尺度を用いる事によってより精度の高い骨年齢推定が可能である事を示した。さらに、予めリファレンスパターンとなる ROI 画像に特徴点を与えておく事により骨年齢推定時に陽に特徴点を取得する必要が無い。この方法は、単純に DP 距離を用いた場合に比べ精度が落ちてしまった。結果を見ると、ただのテンプレートマッチングの方が結果がよかった。これは、やはりリファレンスに与える特徴点が人手によって行なわれているために、特徴点にばらつきがでてしまったためだと思われる。

6.2 今後の課題

ROI の切り出し、特徴点付与を人手によって行なっているため、自動取得するための方法を考える必要がある。そのためには、ROI の切り出しは棘突起は邪魔でありこの棘突起を無視して切り出しができるような方法を考える必要がある。また、棘突起ごと推定に用いるという方法も考えられるが、棘突起は、X 線画像によって写り方がまちまちで年齢による変化の傾向を捕むことができなかった。

現在、二次元 warping の距離計算には輝度値のみしか用いていない。そのため、ROI を切り出した画像に上下の骨が入ってしまった場合に、この部分に二次元 warping が引っぱられてしまう可能性がある。そのため、距離計算に微分値などのパラメータを用いこのように別の骨が写り込んでいるような場合でも、二次元 warping が可能になるようにする必要がある。

謝辞

本研究を行うにあたり、全般的な御指導、御助言を賜った、北陸先端科学技術大学院大学情報科学研究科 下平 博 助教授に深く感謝致します。パターン認識の専門分野においては、東京大学大学院情報理工学系研究科嵯峨山 茂樹 教授に有益な御助言を頂きました。

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。

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。北陸先端科学技術大学院大学博士課程の方々には有益な御意見、御助言を頂き、特に松田 繁樹氏には、本研究に大変御協力して頂きました事を深く感謝致します。

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から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。

関連図書

- [1] J.M.Tanner et al. 著 (野瀬 宰、村田 光範、松尾 宣武、田中 敏章 訳) “骨成熟の評価と成人身長予測-TW2 法-,” HJB 出版局,1983.
- [2] M. Rucci and G. Coppini and I. Nicoletti and D. Cheli and G. Valli. “Automatic Analysis of Hand Radiographs for the Assessment of Skeletal Age: A Subsymbolic Approach,” Computers and Biomedical Research, 28, pp.239–pp.256 1995.
- [3] 金子 俊一 他. “動的輪郭の局所制御による X 線画像の骨形状解析と骨年齢推定,” 第 2 回画像センシングシンポジウム講演論文集,H-3,pp.279–pp.282.
- [4] Itqon and Shun'ichi Kaneko and Hidefumi Kobatake and Fumio Otsuki and 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–pp.562, (1996-11).
- [5] Ewa Pietka and Michael F. McNitt-Gray and 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–pp.620, (1991-12).
- [6] Ville M. Remes, et al. “Reference values for radiological evaluation of cervical vertebral body shape and spinal canal, ” Pediatr Radiol, pp.190–pp.195,(2000).
- [7] Maria T.O'Reilly, Gary J. Yanniello. “Mandibular Growth Changes and Maturation of Cervical Vertebrae,” The Angle Orthodontist, pp.179–pp.184,(1988-4).
- [8] Brent Hassel, BA, DDS, MS, Allan G. Farman, et al. “Skeletal maturation evaluation using cervical vertebrae,” American Journal of Orthodontics and Dentofacial Orthopedics, Vol 107, No.1, pp.58–pp.66,(1995).
- [9] 西 大介. “パタン整合法に基づく頸部 X 線画像からの骨年齢の自動推定,” 北陸先端科学技術大学院大学平成 10 年度修士論文,(1998).
- [10] 水戸 智憲. “頸椎の形態変化を指標とした骨年齢 “頸椎年齢” の確立および下顎骨成長予測への応用,” , 東北大学博士論文,2000.

- [11] 田中 拓也. “Support Vector Regression を用いた頸部 X 線画像からの骨年齢の推定に関する研究,” 北陸先端科学技術大学院大学平成 13 年度修士論文,(2001).
- [12] 内田誠一 迫江博昭. “動的計画法に基づく単調連続 2 次元ワープ法の検討,” 信学論, D-II, Vol.J81-D-II, No.6, pp.1251–pp.1258,(2000-6).
- [13] 白井良明 谷内田正彦. “新コンピュータサイエンス講座 パターン情報処理,” オーム社,(1998).