

RG-002 歯科 X 線写真と CT データのための位相限定相関法を用いた 画像マッチングアルゴリズムの検討

A Study of a High-Accuracy Image Matching Algorithm Using Phase-Only Correlation for Dental Radiographs and Dental CT Data

半澤 雄希* 伊藤 康一* 青木 孝文* 稲垣 将文† 川股 亮太‡ 小菅 栄子‡
Yuki Hanzawa Koichi Ito Takafumi Aoki Masafumi Inagaki Ryota Kawamata Eiko Kosuge

1. まえがき

歯科 X 線写真撮影装置で撮影した歯科 X 線写真は、骨の内部構造の小さな変化を発見するため、病気の進行具合を調べるため、治療の方針を立てるため、あるいは身元を確認するためなどに使われている [1]。一方で、歯科用 CT 撮影装置で撮影した CT データは、歯や骨の 3 次元形状を正確に計測することができるため、インプラント施術や埋没歯の検出などに使われている [2]。2 次元情報である歯科 X 線写真と 3 次元情報である CT データの両方を用いて診断支援、あるいは身元確認を行うためには、数週間前あるいは数年前に撮影した X 線写真（もしくは CT データ）と現在撮影した CT データ（もしくは X 線写真）とを正確に比較する必要がある。そのため、歯科治療などにおいて高精度なコンピュータ支援診断 (Computer-Aided Diagnosis: CAD) を実現するためには、歯科 X 線写真と CT データの高精度な位置合わせが重要となる。

2 次元情報と 3 次元情報を直接的に照合することは困難であるため、CT データから擬似的に X 線写真を合成し、合成した X 線写真と歯科 X 線写真撮影装置で撮影した歯科 X 線写真とを照合する。これまでに、歯科 X 線写真と CT データを活用した身元確認のために、CT データから歯科 X 線写真を合成する手法が報告されている [3]。入力された CT データから自動的に歯科 X 線写真を合成する手法であるが、歯列にある各点の垂線方向に画素を投影することで 2 次元画像を合成しているため、歯科 X 線写真撮影装置で撮影した歯科 X 線写真と比べ両端がはずんでしまう問題がある。また、歯科 X 線写真の合成までしか報告されておらず、実際に照合可能な画像が生成されているかまでは実証されていない。

これに対し、本論文では、CT データから歯科 X 線写真を合成するアルゴリズムおよび一般的な歯科 X 線写真と照合するアルゴリズムを提案する。提案する合成アルゴリズムは、基準となるスライス画像において擬似的なフィルム位置を指定し、仮に設定した X 線光源へ向けて画素値の投影を求めることで、CT データから歯科 X 線写真を合成する。指定するフィルム位置を変更することで、任意の位置の歯科 X 線写真を合成することが可能である。提案する照合アルゴリズムは、合成および撮影した歯科 X 線写真間を位相限定相関法 (Phase-Only Correlation: POC) [4, 5] を用いてサブピクセルレベルで高精度に位置合わせおよび照合する。位相限定相関法とは、画像を 2 次元離散フーリエ変換して得られる位相情報を利用して画像を高精度にマッ

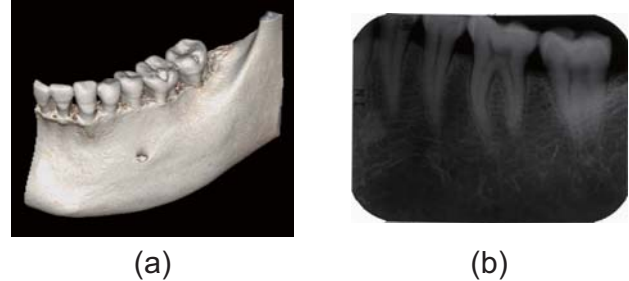


図 1: CT データ (a) と歯科 X 線写真 (b)

チングする手法である。これまでに、コンピュータビジョンのためのサブピクセル位置合わせ処理において [4, 6, 7]、またバイオメトリクス認証のための類似度評価において [8, 9, 10, 11] 位相限定相関法の有効性が確認されている。また、本論文では、頭部の乾燥骨から撮影した歯科 X 線写真および CT データを用いた性能評価実験を通して、提案アルゴリズムの有効性を示す。

2. CT データを用いた歯科 X 線写真の合成

本論文で提案するマッチングアルゴリズムは、(i) CT データを用いた歯科 X 線写真の合成と (ii) 歯科 X 線写真の高精度マッチングの 2 つで構成される。ここでは、CT データを用いた歯科 X 線写真の合成について述べる。

文献 [3] で提案されている合成アルゴリズムでは、歯列の中央を通る線を自動的に検出し、中央線上にある各点の垂線方向にスライス画像の画素を投影することで X 線写真を合成している。そのため、任意のフィルム位置を指定できないことと、撮影時に指でフィルム中央を歯に押し付けることにより発生する歪を考慮していないため、合成画像の両端が撮影した X 線写真と比べてはずんでいることが問題となる。

これに対し、本論文で提案する合成アルゴリズムは、(i) スライス画像上に基準点を設置し、(ii) 基準点上に 2 次曲線を当てはめ、(iii) 曲線を 1 画素おきにサンプルし、(iv) サンプル点から X 線光源に向けて画素を投影することで X 線写真を合成する。基準点を手動で配置する必要があるが、任意の位置に仮想的なフィルムを設定できるだけでなく、X 線光源の方向を考慮して画素を投影することでひずみの少ない画像を合成することが可能である。

図 2 に提案アルゴリズムのフローを、図 3 に処理の例を示す。以下では、各ステップで行われる処理の詳細を説明する。

Step (i): 仮想的なフィルム面を設定するための基準

*東北大学大学院情報科学研究科

†デンタル CT オフィス Matrix

‡神奈川歯科大学

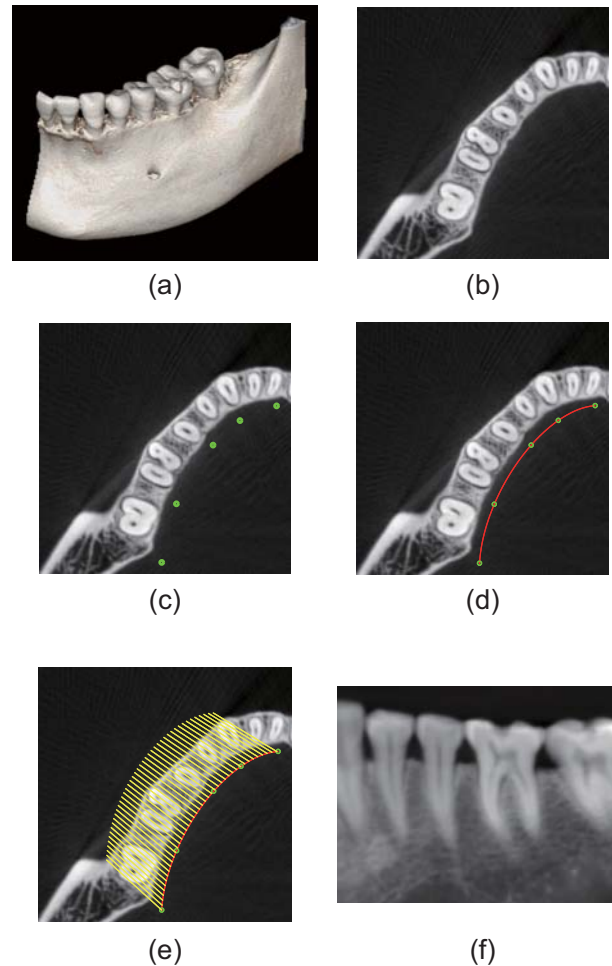
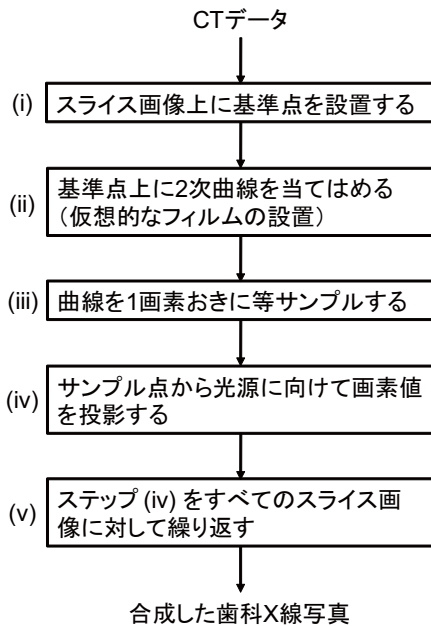


図 2: CT データを用いた歯科 X 線写真の合成の手順

点を指定する．はじめに，歯列がはっきりと見えるスライス画像を選ぶ．本論文では，0.1 mm/voxel で撮影した下顎（図 3 (a)）を実験に用いているので，CT 撮影装置の回転軸に対し，上からおおよそ 1/3 にあるスライス画像（図 3 (b)）を選んでい．続いて，歯列に沿ってスライス画像上に基準点を 5 点指定する．ここで，図 3 (c) のように，通常のフィルムを用いた歯科 X 線写真撮影と同様に歯列の裏にフィルムが配置されるように基準点を指定する．

Step (ii): 次に，指定した基準点に最小二乗法を用いて 2 次曲線を当てはめる（図 3 (d)）．得られた曲線（全スライス画像では曲面）が仮想的に設置したフィルムとなる．

Step (iii): 当てはめた曲線を 1 画素おきにサンプルする．得られたサンプル点が合成した画像の 1 画素に相当する．

Step (iv): サンプル点群の両端を結んだ線分の中心に対する垂線の延長上に X 線光源があると仮定する．歯科 X 線写真撮影において，光源は，歯列から 25cm ~ 40cm の位置にある．そこで，本論文では，歯列から 30cm の距離に光源があると仮定する．続いて，各サンプル点から光源に向かって画素の投影を求める．ここでは，サンプル点と光源を結ぶ直線上にあるすべての画素を投影するのではなく，歯列の幅が約 1cm であることより，サンプル点から 1cm までの幅について画素の投影を求める（図 3 (e)）．

Step (v): Step (iv) の処理をすべてのスライス画像に対して繰り返し実行する．ただし，投影に使用する画素の位置は，すべてのスライス画像で同じものを用いる．最終的に，図 3 (f) のような合成画像が得られる．

提案する合成アルゴリズムで仮定した光源は，実際の X 線撮影装置のような点光源ではなく，CT 撮影装置の回転軸方向の線光源である．そのため，左右方向

図 3: CT データを用いた歯科 X 線写真の合成: (a) CT データ, (b) 基準のスライス画像, (c) フィルム位置を設定するための基準点, (d) フィルム位置の決定 (2 次曲線の当てはめ), (e) フィルムから X 線光源への投影, (f) 合成した歯科 X 線写真

にはひずみが少ないが，上下方向にひずんでいる画像が合成されることになる．左右方向にひずんでいる場合は，合成された画像にある歯の本数が変化する．一方で，上下方向にひずんでいる場合は，歯の長さに変化する．歯科 X 線写真のマッチングにおいて，上下方向のひずみはあまり問題にならないが，左右方向のひずみは性能低下の原因となる．以上より，より正確に X 線写真を合成するためには点光源を仮定する必要があるが，本論文のように回転軸方向の線光源を仮定していれば，X 線撮影装置で撮影した歯科 X 線写真とマッチングしても十分な性能が得られる．

3. 歯科 X 線写真の高精度マッチング

ここでは，歯科 X 線写真の高精度マッチングについて述べる．まず，マッチングアルゴリズムの基本技術である位相限定相関法を概説し，次に提案するマッチングアルゴリズムを説明する．

3.1 位相限定相関法

大きさ $N_1 \times N_2$ の 2 枚の画像を $f(n_1, n_2), g(n_1, n_2)$ とする。ただし、定式化の便宜上、離散空間のインデックスを $n_1 = -M_1, \dots, M_1$ および $n_2 = -M_2, \dots, M_2$ とし、画像の大きさを $N_1 = 2M_1 + 1$ および $N_2 = 2M_2 + 1$ とする。なお、ここでは説明を簡単にするために離散空間のインデックスを正負対称にとり、2次元画像信号の大きさ N_1 と N_2 を奇数にしているが、これは必須ではない。通常よく用いられるように非負のインデックスを用い、 N_1 と N_2 を任意の正の整数に設定するように一般化することが可能である。

画像 $f(n_1, n_2)$ と $g(n_1, n_2)$ の 2 次元離散フーリエ変換 (2 次元 DFT) をそれぞれ $F(k_1, k_2)$ および $G(k_1, k_2)$ として次式で与える。

$$\begin{aligned} F(k_1, k_2) &= \sum_{n_1, n_2} f(n_1, n_2) W_{N_1}^{k_1 n_1} W_{N_2}^{k_2 n_2} \\ &= A_F(k_1, k_2) e^{j\theta_F(k_1, k_2)} \end{aligned} \quad (1)$$

$$\begin{aligned} G(k_1, k_2) &= \sum_{n_1, n_2} g(n_1, n_2) W_{N_1}^{k_1 n_1} W_{N_2}^{k_2 n_2} \\ &= A_G(k_1, k_2) e^{j\theta_G(k_1, k_2)} \end{aligned} \quad (2)$$

ただし、 $W_{N_1} = e^{-j\frac{2\pi}{N_1}}$ 、 $W_{N_2} = e^{-j\frac{2\pi}{N_2}}$ であり、 \sum_{n_1, n_2} は $\sum_{n_1=-M_1}^{M_1} \sum_{n_2=-M_2}^{M_2}$ を意味する。ここで、 $A_F(k_1, k_2)$ および $A_G(k_1, k_2)$ はそれぞれの画像の振幅成分、 $\theta_F(k_1, k_2)$ および $\theta_G(k_1, k_2)$ はそれぞれの画像の位相成分である。一般性を失うことなく離散周波数のインデックスを $k_1 = -M_1, \dots, M_1$ 、 $k_2 = -M_2, \dots, M_2$ とすることができる。 $F(k_1, k_2)$ と $G(k_1, k_2)$ の正規化相互パワースペクトル $R_{FG}(k_1, k_2)$ を次のように定義する。

$$\begin{aligned} R_{FG}(k_1, k_2) &= \frac{F(k_1, k_2) \overline{G(k_1, k_2)}}{|F(k_1, k_2) \overline{G(k_1, k_2)}|} \\ &= e^{j\theta(k_1, k_2)} \end{aligned} \quad (3)$$

ここで、 $\overline{G(k_1, k_2)}$ は $G(k_1, k_2)$ の複素共役である。また、 $\theta(k_1, k_2)$ は、 $\theta_F(k_1, k_2) - \theta_G(k_1, k_2)$ で与えられる。POC 関数 $r_{fg}(n_1, n_2)$ は、 $R_{FG}(k_1, k_2)$ の 2 次元逆離散フーリエ変換 (2 次元 IDFT) として、次のように表される。

$$\begin{aligned} r_{fg}(n_1, n_2) &= \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{k_1, k_2} R_{FG}(k_1, k_2) \\ &\quad \times W_{N_1}^{-k_1 n_1} W_{N_2}^{-k_2 n_2} \end{aligned} \quad (4)$$

ここで、 \sum_{k_1, k_2} は $\sum_{k_1=-M_1}^{M_1} \sum_{k_2=-M_2}^{M_2}$ を意味する。類似した 2 枚の画像間の POC 関数 $r_{fg}(n_1, n_2)$ は鋭いピークを示す。一方、異なる 2 枚の画像間では、全くピークが現れない。POC 関数のピークの高さは、画像間の類似度を調べる指標となる。この特長以外にも、POC 関数は、画像間の位置ずれ (平行移動) や明るさの変化、加算ノイズに対してロバストである [8]。

以下では、本論文で提案する位置合わせアルゴリズムで重要となる位相限定相関法を用いた高精度画像マッチング [5] の概要について述べる。

(A) サブピクセルレベルの平行移動量推定

位相限定相関法を用いて高精度に平行移動量を推定するためには、(i) 離散データで得られた POC 関数への相関ピークモデルのフィッティング、(ii) 画像端での信号の不連続性を解消するための窓関数の適用、(iii) エイリアシングやノイズの影響を抑制するためのスペクトル重み付けが重要となる [6]。これらの高精度化手法を用いることで、 100×100 画素の場合に RMS (Root Mean Square) 誤差が 0.01 画素で平行移動量を推定することが可能である。

(B) 帯域限定位相限定相関法による類似度評価

信頼性の低い高周波成分の影響を排除しつつ、画像の識別性能を向上させるために、帯域制限位相限定相関 (Band-Limited Phase-Only Correlation: BLPOC) 関数が提案されている [8]。BLPOC 関数は、 $R_{FG}(k_1, k_2)$ の 2 次元 IDFT のサイズ自体を画像テクスチャの有効帯域に制限することで相関ピークのエネルギーを集中させ、画像の識別性能を向上させる。BLPOC 関数は、低画質な画像の照合が可能であり、生体テクスチャ画像の照合に有効である。また、BLPOC 関数は、2D IDFT のサイズが POC 関数よりも小さくなるため計算量が少なくなるにもかかわらず、平行移動量の推定精度がほとんど変わらないことが確認されている。

(C) 相似変換パラメータの推定

2 つの画像の幾何学的な変形が相似変換の関係にある場合は、画像を局所的なブロックに分解することなく、高精度に変換パラメータ (平行移動量、回転角度、拡大縮小率) を推定することができる [6]。画像をフーリエ変換して得られる振幅スペクトルは、画像の平行移動に関わらず、常に画像の拡大縮小と回転の中心が原点となる。振幅スペクトルを原点中心に極座標変換することで、回転角度を平行移動量に置き換えることができる。ここでは、回転角度と同時に拡大縮小率も求めるために、極座標変換ではなく、対数極座標変換を用いる。対数極座標変換された振幅スペクトルに対し、(A) で述べた平行移動量推定手法を適用する。精度評価実験により、 256×256 画素の画像において、回転角度は RMS 誤差が 0.03 度、拡大縮小率は RMS 誤差が 0.02 % の高精度な計測が可能であることを確認している。

(D) サブピクセル対応点探索

(A) で述べた平行移動量推定手法を局所的な画像ブロックのマッチングに適用し、画像ピラミッドによる粗密探索と組み合わせることにより、2 つの画像の対応点をサブピクセル精度で検出することができる [7, 12]。精度評価実験により、 32×32 画素の画像ブロックに対して、0.05 画素の精度で対応点間の移動量を求めることが可能であることを確認している。本論文では、歯科 X 線写真間のひずみを補正するために本手法を用いる。本手法の詳細については、文献 [7, 12] を参考にされたい。

3.2 歯科 X 線写真のマッチングアルゴリズム

提案する歯科 X 線写真のマッチングアルゴリズムを説明する。提案するアルゴリズムは、(i) コントラスト強調、(ii) 回転補正、(iii) 平行移動補正、(iv) ひずみ補正、(v) 照合の 5 ステップで構成される。図 4 にマッチングの手順を、図 5 にマッチングの例を示す。以下

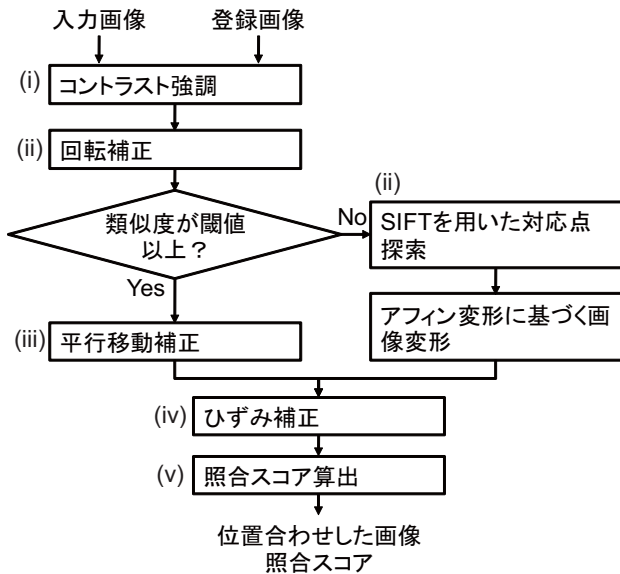


図 4: 歯科 X 線写真のマッチングの手順

では、それぞれのステップの処理を説明する。

Step (i): 歯科 X 線写真は、撮影時にノイズが加わり、画像全体がぼけてしまっている場合が多いだけでなく、X 線照射量が撮影のタイミングにより異なるため、それぞれの X 線写真で明るさが異なってしまう場合もある。また、撮影した X 線写真と合成した X 線写真の間でもコントラストが大きく異なっている。そこで、認証性能を向上させるために、画像のコントラストを強調する。本論文では、画像のコントラスト強調に LACE (Local Area Contrast Enhancement) [13] とモルフォロジカルフィルタを用いたコントラスト強調 [14] を利用する。これら以外にもヒストグラム平滑化なども有効である。図 5 (a) に合成した X 線写真とフィルムに撮影した X 線写真を、図 5 (b) にコントラストを強調した画像を示す。

Step (ii): 次に、画像間の回転角度を補正するために、3.1 (C) で述べた POC を用いた高精度な相似変換パラメータ推定手法を用いる。撮影した画像が不鮮明であったり、ぼけていたりすると、推定した回転角度に大きな誤差が含まれ、その後の処理に大きく影響する。そこで、対数極座標展開した画像間の POC 関数の最大ピーク値を類似度として用い、推定した回転角度の信頼性を評価する。類似度が閾値以上の場合、推定した回転角度だけ画像を回転させてから次のステップに移る。閾値より小さい場合は、推定した角度に誤差が含まれているとし、SIFT (Scale Invariant Feature Transform) [15] を用いて大域的な変形パラメータを求める。SIFT は、特徴ベースのマッチング手法であり、物体認識やパノラマ画像の生成などで用いられている。まず、各画像に対して SIFT を適用し、SIFT 特徴量を求める。得られた特徴量に基づいて画像間の対応関係を求める。次に、対応関係に基づいてアフィン変換パラメータを求め、画像間の大域的な変形を補正する。

POC は領域ベースのマッチング手法であり、SIFT は特徴ベースのマッチング手法である。双方は、異なる

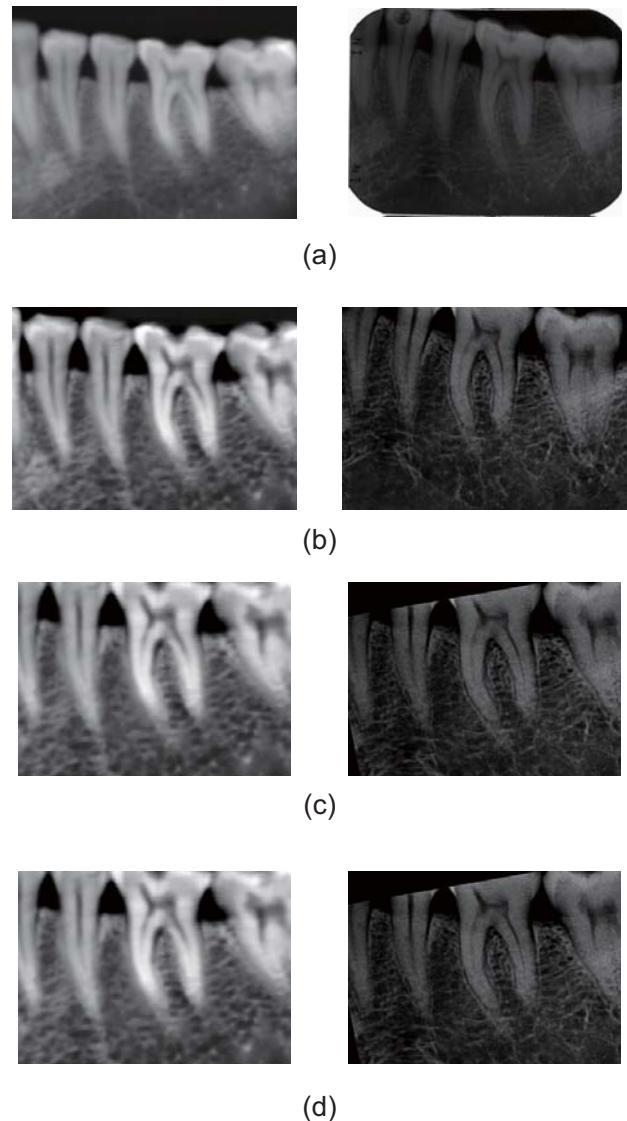


図 5: 歯科 X 線写真のマッチングの例: (a) 入力画像, (b) コントラストを強調した画像, (c) 回転と平行移動を補正した画像, (d) ひずみを補正し、画像間から抽出した共通領域

指標で画像マッチングを行うため、相補的な役割を果たしている。そのため、POC を用いて推定した回転角度に誤差が含まれていたとしても、SIFT で正確に推定できる可能性がある。ただし、歯科 X 線写真の場合は、コントラストを強調したとしても、画像が不鮮明であったり、ぼけていたりするため、正確に SIFT 特徴量を求めることができない場合が多い。そのため、提案アルゴリズムでは、基本的に POC で回転角度を推定し、類似度が低い場合のみ SIFT で推定しなおすように設計した。

Step (iii): 回転補正した画像間の POC 関数から平行移動量を推定し、平行移動を補正する。図 5 (c) に回転と平行移動を補正した画像を示す。ステップ (ii) において、SIFT を用いて画像の大域的な変形を補正した場合は、アフィン変形に基づいた補正を行っている

ため、平行移動を再度補正する必要はない。
 Step (iv): 画像間の局所的な変形である「ひずみ」を補正する。まず、画像間の局所的な対応関係を求め、次に、ひずみを補正するための画像変形パラメータを算出し、それを用いて画像変形することでひずみを正確に補正する。ステップ (ii) のように SIFT を用いることで画像間の対応関係を調べることも可能であるが、前述したように、歯科 X 線写真の場合は、正確な特徴量を得ることが困難であるため、ひずみを高精度に補正できるくらいの対応関係を得ることができない。これに対し、3.1 (D) で述べた POC に基づくサブピクセル対応点探索は、画像ブロックに十分なテクスチャがあれば、対応関係を安定して求めることが可能である。まず、ハリスのコーナー検出 [16] により登録画像中から基準点 (画素値が急激に変化する点) を抽出する。次に、POC に基づくサブピクセル対応点探索手法を用いて、登録画像中の基準点に対応する点を入力画像中から探索する。得られた対応点の中には信頼性が低い点が含まれる場合があるため、POC 関数の相関ピークの最大値によって対応点の信頼性判定を行い、信頼性が低い対応点を除外する。そして、得られた画像間の対応関係を用いて、ひずみを補正する変形パラメータを算出する。最後に、算出された変形パラメータを用いて入力画像の変形を行う。

本論文では、ひずみ補正のための画像変形として、非線形な画像変形手法である TPS (Thin-Plate Spline) [17] を用いる。TPS による変形は次式で表される。

$$v' = P(v) = d + Av + \sum_{i=1}^S \begin{bmatrix} c_i^x \\ c_i^y \end{bmatrix} \phi(|v - v_i|) \quad (5)$$

ここで、 S は対応点の個数、 v および v' はそれぞれ $f'(n_1, n_2)$ および $g'(n_1, n_2)$ 上の座標を表し、 $\phi(u) = u^2 \log u$ 、 v_i は登録画像中の基準点、 d は並進ベクトル、 A はアフィン変換行列、 $(c_i^x, c_i^y)^T$ は非線形なひずみ変形に対する重みである。画像間の対応関係を用いて式 (5) を解くことで、それぞれのパラメータを求めることができる。

Step (v): ひずみ補正をした画像間の BLPOC 関数を求め、相関ピークの最大値を照合スコアとする。ここで、BLPOC 関数のパラメータを $K_1/M_1 = K_2/M_2 = 0.1$ とする。ただし、BLPOC 関数において、画像間で重なっていない領域は無相関なノイズとして動くので、照合性能を向上させるために画像間の共通領域を抽出する必要がある。共通領域抽出には、水平方向と垂直方向に対する画素値の投影を利用する。図 5 (d) に TPS モデルでひずみを補正し、共通領域を抽出した後の画像を示す。

4. 実験と考察

本実験では、頭部の乾燥骨 10 個からそれぞれ 1 個ずつ撮影した CT データ (合計 10 個)、および 10 枚ずつフィルムを用いて撮影した歯科 X 線写真 (合計 100 枚) を用いる。CT データは、Hitachi medico 社製 CB MercuRay を用いて下顎臼歯部付近を 0.1mm/voxel の解像度で取得した。歯科 X 線写真は、Kodak 社製 Ultraspeed を用いて同じ臼歯部をフィルムに撮影し、300

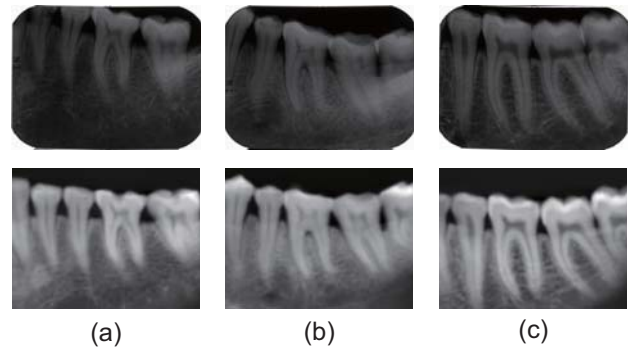


図 6: データベースに格納されている画像の例 (上: フィルムで撮影した X 線写真, 下: 合成した X 線写真)

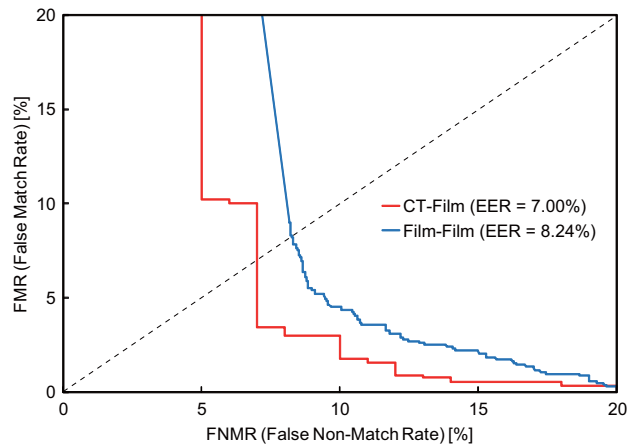


図 7: ROC 曲線

dpi の解像度でスキャンすることでデジタル画像として取得した。また、あらかじめ提案する歯科 X 線写真の合成アルゴリズムを用いて CT データから 10 枚の X 線写真を合成した。図 6 にデータベースに格納されている画像を示す。ここで、合成した X 線写真を CT、フィルムに撮影した X 線写真を Film と表す。

本論文で提案する合成アルゴリズムおよび照合アルゴリズムの性能を評価するために、1 対 1 のバイオメトリクス認証 (生体認証) の性能評価に一般的によく用いられている ROC (Receiver Operating Characteristic) 曲線を使う。ROC 曲線とは、横軸に本人拒否率 (False Non-Match Rate: FNMR)、縦軸に他人受入率 (False Match Rate: FMR) をとった曲線であり、この曲線が原点に近くなればなるほど認証性能が高いことを示す。FNMR を求めるために、100 組 (同じ乾燥骨から得られた 1 枚の CT と 10 枚の Film のすべての組み合わせ) の本人ペアに対して照合スコアを計算する。一方で、FMR を求めるために、900 組 (それぞれの CT に対して異なる乾燥骨から撮影した Film のすべての組み合わせ) の他人ペアに対して照合スコアを計算する。また、本人拒否率と他人受入率が等しくなったときの値を EER (Equal Error Rate) といい、性能評価の指標としてよく用いられている。EER が小さいほど認証性能が高いことを表している。

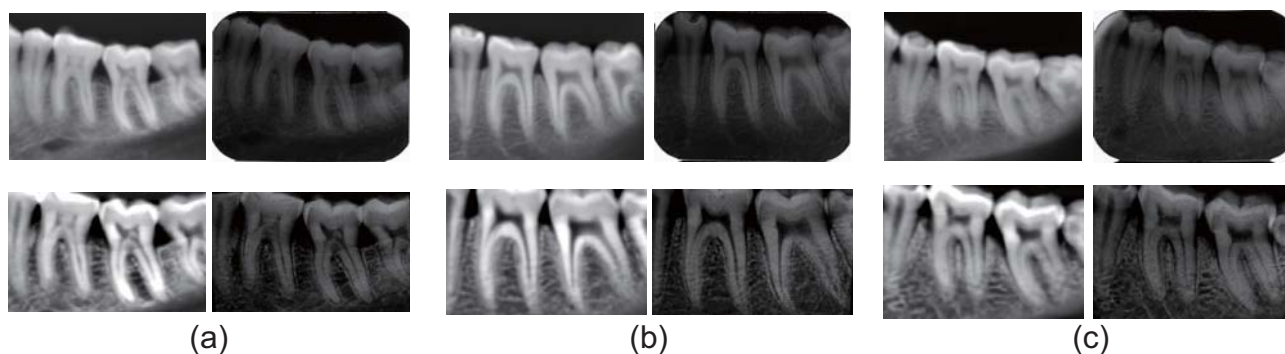


図 8: 位置合わせの結果 (左上: 合成した X 線写真, 右上: フィルムで撮影した X 線写真, 下: 位置合わせ後の X 線写真)

図 7 に本実験で得られた ROC 曲線および EER を示す。図にある“Film-Film”は、CT の有効性を示すために、Film の全ての組み合わせに対して同様な照合実験を行った結果である。実験結果より、“CT-Film”の方が“Film-Film”よりも EER が小さいので、CT は、Film よりも高品質な X 線写真であることがわかる。Film の場合、撮影の仕方などによってはボケがひどくなる。今回使用したデータベースにもそういった画像が多数含まれ、“Film-Film”の実験結果に影響を与えた。また、図 8 に位置合わせ後の画像を示す。これより、CT と Film を高精度に位置合わせできていることがわかる。

5. まとめ

本論文では、CT データから歯科 X 線写真を合成するアルゴリズムおよび一般的な歯科 X 線写真と照合するアルゴリズムを提案した。性能評価実験を通して、合成アルゴリズムおよび照合アルゴリズムの有効性を示した。以上より、提案アルゴリズムを用いることで、2 次元情報である歯科 X 線写真と 3 次元情報である CT データを用いた歯科治療のための高度なコンピュータ支援診断システムの構築が可能である。また、身元確認において、犠牲者の歯科情報を CT 撮影装置で撮影すれば、提案する合成アルゴリズムを用いることで、擬似的にさまざまな位置から撮影した X 線写真を合成することができるため、専門家による身元確認作業の負担を削減することが可能である。今後は、合成アルゴリズムの自動化および照合アルゴリズムの高性能化を検討する。

参考文献

- [1] T. M. Lehmann, H.-G. Gröndahl and D. K. Benn: “Computer-based registration for digital subtraction in dental radiology”, *Dentomaxillofacial Radiology*, **29**, pp. 323–346 (2000).
- [2] J. J. Abrahams: “Dental ct imaging: A look at the jaw”, *Radiology*, **219**, 2, pp. 334–345 (2001).
- [3] S. Tahnak, A. J. H. Mehnert, M. Mahoney and S. Crozier: “Synthesizing dental radiographs for human identification”, *J. Dent. Res.*, **86**, 11, pp. 1057–1062 (2007).
- [4] C. D. Kuglin and D. C. Hines: “The phase correlation image alignment method”, *Proc. Int. Conf. Cybernetics and Society*, pp. 163–165 (1975).
- [5] 青木孝文, 伊藤康一, 柴原琢磨, 長嶋聖: “位相限定相関法に基づく高精度マシビジョン—ピクセル分解能の壁を越える画像センシング技術を目指して—”, *IEICE Fundamentals Review*, **1**, 1, pp. 30–40 (2007).
- [6] K. Takita, T. Aoki, Y. Sasaki, T. Higuchi and K. Kobayashi: “High-accuracy subpixel image registration based on phase-only correlation”, *IEICE Trans. Fundamentals*, **E86-A**, 8, pp. 1925–1934 (2003).
- [7] K. Takita, M. A. Muquit, T. Aoki and T. Higuchi: “A sub-pixel correspondence search technique for computer vision applications”, *IEICE Trans. Fundamentals*, **E87-A**, 8, pp. 1913–1923 (2004).
- [8] K. Ito, H. Nakajima, K. Kobayashi, T. Aoki and T. Higuchi: “A fingerprint matching algorithm using phase-only correlation”, *IEICE Trans. Fundamentals*, **E87-A**, 3, pp. 682–691 (2004).
- [9] K. Miyazawa, K. Ito, T. Aoki, K. Kobayashi and H. Nakajima: “An effective approach for iris recognition using phase-based image matching”, *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, **30**, 10, pp. 1741–1756 (2008).
- [10] E. Kosuge, R. Kawamata, I. Kashima, A. Nikaido, K. Ito and T. Aoki: “An automated dental radiograph identification system using phase-only correlation for mass disasters”, *Radiological Society of North America (RSNA) 2007*, p. 974 (2007).
- [11] 伊藤康一, 二階堂旭, 青木孝文, 小菅栄子, 川股亮太, 鹿島勇: “歯科 X 線写真のための位相限定相関法を用いた高精度位置合わせアルゴリズム”, *電子情報通信学会論文誌 D*, **J91-D**, 7, pp. 1788–1797 (2008).
- [12] M. A. Muquit, T. Shibahara and T. Aoki: “A high-accuracy passive 3d measurement system using phase-based image matching”, *IEICE Trans. Fundamentals*, **E89-A**, 3, pp. 686–697 (2006).
- [13] G. X. Ritter and J. N. Wilson: “Handbook of Computer Vision Algorithms in Image Algebra”, CRC Press (1996).
- [14] P. Soille: “Morphological Image Analysis”, Springer (1999).
- [15] D. G. Lowe: “Distinctive image features from scale-invariant keypoints”, *International Journal of Computer Vision*, **60**, 2, pp. 91–110 (2004).
- [16] C. Harris and M. Stephens: “A combined corner and edge detector”, *Proc. The Fourth Alvey Vision Conference*, pp. 147–151 (1988).
- [17] F. L. Bookstein: “Principal warps: Thin-plate splines and the decomposition of deformations”, *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, **16**, 6, pp. 567–585 (1989).