

総説

表面および濃淡値に基づく剛体的位置合わせ

Surface-based and Volume-based Registration of Rigid Body

田村進一*

大阪大学大学院医学系研究科

Shinichi Tamura

Graduate School of Medicine, Osaka University

Abstract

When employing multimodal images, adjusting scales and positions between them by determining spatial correspondences is necessary, and in surgical navigation combining real space where a patient is present and virtual space in a computer is necessary. These are an operation determining corresponding relations between images etc. represented at different coordinates, and called "registration". Registration is the most important fundamental technique in surgical navigation and in dealing with different images, and a lot of efforts have been made in developing this technique. Though the registration technique was developed originally in industrial field, it has become remarkably advanced recently in medical imaging field, and presently it has power to pull the industrial field. Recently, two specialized books on registration were published successively. In the present article, registration techniques are explained from technical view point including the latest research trend.

Key words

Registration, ICP algorithm, Correlation ratio, Normalized correlation, Mutual information.

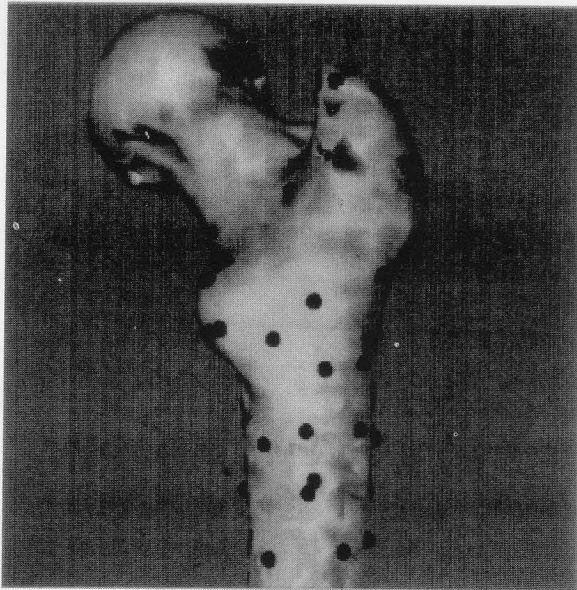
1. はじめに

各種の画像を用いる場合にそれらの間の空間的対応を求めて位置を合わせたり、手術ナビゲーションにおける患者のいる実空間とコンピュータ内の仮想空間を結びつける必要がある。これらは別個の座標系で作成された画像等の間の対応関係を求める操作であり、位置合わせ (registration) とよばれる。位置合わせは、手術ナビゲーションや異種画像を取り扱う上で一番重要な基本技術であり、その研究開発に多くの努力が注がれてきた。位置合わせはもともと工業生産技術として発達したが、最近の医用画像における位置合わせ技術の進歩は著しく、逆に産業分野を引っ張っていく勢いがある。最近、サーベイ

論文¹⁾²⁾に加えて、医用画像の位置合わせに関する専門書³⁾⁴⁾が相次いで刊行された。本稿ではこの位置合わせ技術につき、技術的な観点から最近の動向を含めて解説する。幅広い読者に分かりやすくするため、数値例をいくつか脚注に入れた。

医用画像の位置合わせには、空間・画像の次元数 (二次元、三次元、四次元)、使用する情報の種類 (外部マーカー、画像情報、非画像情報)、変換の形態 (剛体, affine, 投影, 非剛体, 曲線的), interaction の形態 (ユーザ介入の程度)、評価・最適化手法 (評価関数, 直接解法, 逐次解法)、モデルティ (単一, 異種画像間, 画像-モデル間, 画像-患者間)、対象 (同一患者内, 患者間, 患者-標準アトラス間) など、様々な使用環境と要素がある¹⁾²⁾。本稿では、剛体的位置合わせ技術のうち、(1) 術中に採られる骨表面データと事前に撮影される CT, MRI などの三次元画像との間の代表的な手法である ICP アルゴリズム、および (2) 異種画像間の画像濃淡値に基づく位置合わせとして、正規化相関、相互情報量、およ

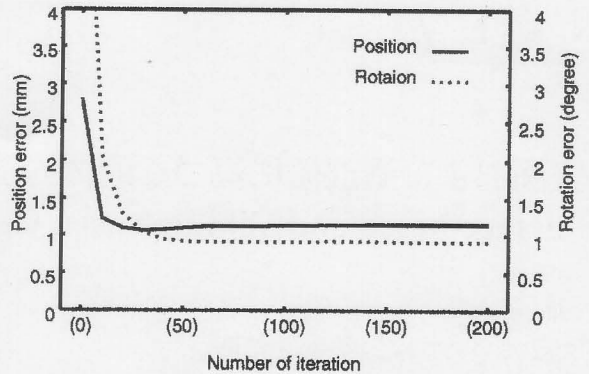
*大阪大学大学院医学系研究科 多元的画像解析分野
565-0871 吹田市山田丘 2-2, D11
tamuras@image.med.osaka-u.ac.jp
受付 2001 年 11 月 29 日

Fig. 1 Surface data of femur⁶⁷⁾.

び相関比に基づく手法を中心に述べる。また、ICPや正規化相関における精度向上の一試案についても述べる。

2. 表面データの位置合わせ：ICPアルゴリズム

本節では3D-3D剛体の位置合わせの代表的手法であるICPアルゴリズム (iterative closest point algorithm) ^{5) *1}について述べる。ICP手法では、Fig. 1に大腿骨の例で示すように、骨表面をポインティングデバイスで接触して入力した点群を術前に撮られた3D画像表面に順次位置合わせする。Fig. 2にはICPアルゴリズムによる位置合わせ時の基準点で計測した誤差の変化を示す⁶⁷⁾。

Fig. 2 Error curves with iterations in registration by ICP algorithm⁶⁷⁾.

2.1 精度

表面データは開創部を大きくして広範囲に採取できた方が精度よく位置決めできるが、これは侵襲性との兼ね合いの問題となる⁸⁾。データ点の広がり・分布が、対象とする関心領域の位置決め精度 (TRE: target registration error) にどのように影響するかは解析的に評価できる⁹⁾¹⁰⁾。すなわち、ある軸の回りに小さく近接して分布しているときにはその軸回りの回転角の計測精度は悪く、その軸に直交する方向の位置精度もとくに遠隔点で悪くなる。また、データ採取領域内ではとくに表面の変化の大きい領域を密にデータ採取すれば位置決め精度が向上する。この経験則の解析的解釈については5節で述べる。

2.2 濃淡画像によるICP

これらの表面データは典型的には3Dセンサのポインティングデバイスで採られるが、三次元画像から認識・抽出されることもある。この方法では、データ点の採取を自動化することが可能であり、これにより、数多くの安定した精度よいデータ点を利用できることから位置決め精度の向上を図ることができ

***1 ICP** 術前に撮られた3D画像から抽出作成された患者の骨などの対象物 (コンピュータ内のモデル) 表面をそれに含まれる点の集合 X で表わす。与えられた点 p と X の距離を

$$d = \min_{x \in X} \|x - p\| \quad (A.1)$$

と定義する。いま骨表面データとして、術中にポインティングデバイス等で採られた観測点の集合 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_{N_p}\}$ があるとする。 P をどのように移動 (回転およびシフト) すれば X と一番よく重なるかを求めることが位置合わせの課題である。点 p に対して回転 R およびシフト t を与えると

$$p' = Rp + t$$

となる。 P 全体を (R, t) で移動させたときの平均二乗距離 (残差) は

$$e^2(R, t) = (1/N_p) \sum_{i=1}^{N_p} \min_{x \in X} \|x - (Rp_i + t)\|^2 \quad (A.2)$$

で与えられる。この e^2 を最小とする移動量 R^* と t^* を繰り返し法で求める。すなわち最終的に

$$(R^*, t^*) = \arg \min_{R, t} e^2(R, t) \quad (A.3)$$

定義より、 e^2 は正で単調減少 (非増加) するので局所最小値に収束する。

る¹¹⁾。

2.3 収束性

ICP法の問題点は正解への引き込み初期値範囲が狭く、しばしば局所解に落ち込むことであるが、これを直接的に解決する方法として、iterationの各段階で、使用するデータをランダムに取り替える手法¹²⁾、途中解にランダムな摂動を加える方法¹³⁾などが提案されている。

なお一般的なこととして、誤差評価はデータとモデル間で対称的なほうが収束性が向上する¹⁴⁾が、ICPはデータ点からモデルへの距離を測る一方向・非対称である。

2.4 EM法：ICPの拡張

ICPは、術中表面データ(疎)に対応する術前表面点(密)を逐次計算の各ステップにおいて、一意的に決める方式であった。Grangerら¹⁵⁾は、対応の際に正規分布の計測誤差をもつ場合は、最尤推定はICPになることを示した。さらに、対応関係を確率で表現するとともに、expectation-maximization (EM)手法により、逐次的に対応を求める手法を提案している。適切な大きさの雑音分散の適用により、ICPより広い正解値への引き込み範囲と正確な収束値が得られることを義歯への応用で示している。この手法では、対応位置のパラッキとそれに起因する複数の対応とを保ったまま逐次計算を行っており、ICPを拡張した形になっている。位置のパラッキが0の場合はICPに一致する。また、4節で述べるRangarajanの手法¹⁶⁾と類似性があるが、Rangarajanの手法が同程度の粗なデータ分布間に対して有効であるのに対して、本手法は術前に撮った密な画像と術中の粗な表面データとの位置合わせに有効であるように組み立てられている。

2.5 その他の手法

表面データにはここで述べた三次元位置情報だけではなく、曲線特徴や領域特徴などの利用も提案されているが、広く使われるまでには至っていない。ICP以外のglobalな表面形状マッチング法としては、拡張Gauss像¹⁶⁾類似のspinmap特徴¹⁷⁾や固有空間法¹⁸⁾が提案されているが、医用画像の位置合わせでは今のところ十分な効果が確認されていない。

3. 濃淡画像間の位置合わせ

本節では画素値またはボクセル画像値の類似性をもとに2枚の画像間で二次元、三次元の位置合わせを行なう手法について述べる。同一モダリティ画像間の位置合わせにおいては、古典的手法である差分、

相関などを用いて位置合わせを行なうことができる。一方、同一モダリティでも画像値が比例の関係で無くなったり、異種モダリティ画像間では、これらを利用することができない。そこで、情報理論の基本量となっている相互情報量に基づく位置合わせ手法が提案されている。これは一方の画像値から他方の画像値に関する情報をどれだけ得られるかを測る手法に基づいており、広い適用性をもっている。しかしながら、この手法は画像の特性である濃淡値および空間的な“近さ”の概念を無視しており、しばしば位置合わせに失敗するなどの問題点を持っている。そこで、これを改善した相関比などの手法が提案され、比較検討が行なわれている。

3.1 伝統的手法

2枚の画像を $f(\mathbf{x})$ と $g(\mathbf{x})$ で表記する。これらは、二次元画像、三次元画像、三次元空間中の表面形状などである。2枚の画像 $f(\mathbf{x})$ と $g(\mathbf{x})$ の間の類似性は、差、相関などで評価される。いま画像 $g(\mathbf{x})$ は $f(\mathbf{x})$ が $\mathbf{R}$ だけ回転し、さらに $\mathbf{t}$ だけ平行移動したものと仮定する。このとき、下記に示すような評価値を最大とする $(\mathbf{R}, \mathbf{t})$ が $f(\mathbf{x})$ と $g(\mathbf{x})$ の間の位置移動量であると判定するものとする。

(1) 差：(小さいほど一致度大)

$$s(\mathbf{R}, \mathbf{t}) = \left(\frac{1}{N} \right) \sum_{\mathbf{x}} [f(\mathbf{x}) - g(\mathbf{R}\mathbf{x} + \mathbf{t})]^2 \quad (1)$$

Σ は重なり領域についてとるものとする。重なり領域の画素(pixelまたはvoxel)数は N である。

(2) 正規化相関：(大きいほど一致度大)

$$\phi(\mathbf{R}, \mathbf{t}) = \frac{\sum_{\mathbf{x}} [f(\mathbf{x}) - f_{av}] [g(\mathbf{R}\mathbf{x} + \mathbf{t}) - g_{av}]}{\sqrt{\left\{ \sum_{\mathbf{x}} [f(\mathbf{x}) - f_{av}]^2 \right\} \left\{ \sum_{\mathbf{x}} [g(\mathbf{R}\mathbf{x} + \mathbf{t}) - g_{av}]^2 \right\}}} \quad (2)$$

ここに、 f_{av} および g_{av} はそれぞれ重なり領域における $f(\mathbf{x})$ および $g(\mathbf{x})$ の平均値である。定常的条件のもとでは、差と相関法は等価であることはよく知られている。

3.2 相互情報量に基づく位置決め

A, B 2つの事象(画像)があるとき、相互情報量(MI; mutual information)は

$$\begin{aligned} I(A; B) &= H(B) - H(B|A) \\ &= H(A) + H(B) - H(A, B) \end{aligned} \quad (3)$$

で与えられる¹⁹⁾。これは、 A を知る前の B の“あいまいさ” $H(B)$ が A を知ることにより $H(B|A)$ へ減じたときの減少量であり、 A を知ることにより B に関して得られた情報量、と解釈できる。また、これは A と B に関して対称になっており、 B を知ることによ

りAに関して得られる情報量とみなすこともできる。画像の大きさを正規化するためには、 $I(A; B)$ の代わりに $[H(A) + H(B)] / H(A, B)$ を用いればよい。ここで、 $A = \{a_1, a_2, \dots, a_r\}$, $B = \{b_1, b_2, \dots, b_s\}$, P を確率としたとき、

$$H(A) = - \sum_{i=1}^r P(a_i) \log P(a_i) \quad (\text{エントロピー})$$

$$H(B|A) = - \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^s P(a_i, b_j) \log P(b_j|a_i) \quad (\text{条件付エントロピー})$$

$$H(A, B) = - \sum_{i=1}^r \sum_{j=1}^s P(a_i, b_j) \log P(a_i, b_j) \quad (\text{結合エントロピー})$$

などである。これを用いて、下記で位置の整合性を評価／位置決めすることが²⁰⁾できる。

$$(1) \text{ 直接法: } I(f(x); g(Rx+t)) \quad (4)$$

$$(2) \text{ 正規化法: } \frac{H(f(x)) + H(g(Rx+t))}{H(f(x), g(Rx+t))} \quad (5)$$

正規化法は重なり領域の変動を吸収できる。

正規化相関との比較：正規化相関法は線形関係を利用しており、画像明度に比例関係のある画像間の位置合わせに適している。それに対して相互情報量は、もっと広く画像明度に何らかの因果関係のある画像間の位置合わせに対して理論的な根拠もしっかりしており、強力な手法となっている。しかしながら、濃淡値や空間位置の近さが考慮されておらず、画像明度の因果関係を乱すような雑音やシェーディングに対しては能力に限界がでてくる。簡単な例を*2に示す。一方、現在の正規化相関法はその位置

合わせ能力を十分に引き出すものとはなっていない。そこで5節では、相関法の性能向上の可能性について述べる。

3.3 他の位置合わせ手法

相互情報量と別の流れの中で新しい位置合わせ基準が開発されてきている。それらを歴史的な流れに沿って述べるとともに、比較報告（次節）について述べる。

(1) 比の均一性：RIU (ratio image uniformity)²¹⁾²²⁾

$$q(x; R, t) = \frac{f(x)}{g(Rx+t)}$$

$$RIU = \frac{\sqrt{\left(\frac{1}{N}\right) \sum_x [q(x; R, t) - q_{av}]^2}}{q_{av}} \quad (6)$$

ここに、 q_{av} は重なり領域内の $q(x; R, t)$ の平均値、 N は画素数である。RIUは小さいほど一致度が高いことを表す。

(2) 分割領域内濃淡値均一性：PIU (partitioned intensity uniformity)

Woods²³⁾はRIUのコードを少し変更し、PIUを開発した。この計算はデジタル画像の場合、 f の重なり画素集合の画素数を N 、それらの画素値の分散を σ 、 $g=i$ に対応する f の画素集合を Ω_i とし、その画素数を N_i 、画素値の平均、分散をそれぞれ μ_i 、 σ_i^2 とすると、

$$PIU = \left(\frac{1}{N}\right) \sum_i \frac{N_i \cdot \sigma_i}{\mu_i} \quad (7)$$

*2 相互情報量

例1 一次元関数で位置シフトのみ考える (Fig. A-1)。計算においては関数の周辺値は0とし、重なり領域の違いによる補正は行わないものとする。

$$f(x) = (0 \ 1 \ 1 \ 0 \ 1 \ 0 \ 1 \ 0)$$

$$g(x) = (0 \ 1 \ 1 \ 2 \ 1 \ 2 \ 1 \ 0)$$

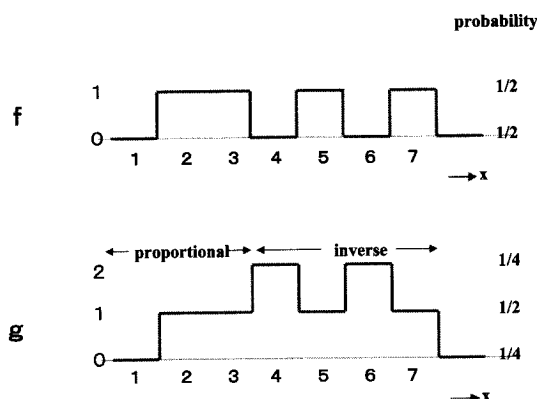


Fig. A-1 One-dimensional image of Example 1.

正規化相関

$$\phi(0) = 0$$

$$\phi(1) = \phi(-1) = 1/(2\sqrt{2})$$

となり、 $\phi(0)$ が周辺値より小さくなるため、正しく位置検出できない。

相互情報量

$$I[f(x); g(x)] = 1$$

$$I[f(x); g(x+1)] = I[f(x); g(x-1)] = 0.344$$

となり、正しく位置検出できる。

この課題は、 f の変動に対して g の左側は比例的に正の相関で追従している（ポジ画像）が、右側は反転追従（負の相関）している（ネガ画像）。このように、正負の相関が混在しているため、正規化相関では正しく検出できていない。

一方、Fig. A-2に示すように、 f と g の共同生起関係を見ると、位置シフトがない位置（ $\lambda=0$ ）では f を与えれば g の値はほぼ（この場合はたまたま完全に）決まってしまう。それ以外の位置では対応がばらけてきてしまい、相互情報量は小さくなっている。したがって、正しく位置決めが可能である。Fig. A-3にCTとMRの濃淡値同時生起確率を示す。

この例で示した部分的反転画像のほか、隠れ（occlusion）にも強く、正規化相関よりも急峻な位置決め性能をもっている。それに対して、正規化相関はなだらかな位置決め出力特性であり、位置特定能力では劣るが、逆に言えば捕捉引き込

で定義される。これを記号的に表現すると

$$E_g \left[\frac{\sqrt{\text{Var}(f|g)}}{E(f|g)} \right] \quad (8)$$

となる。この基準は、 g と f が同一組織では同程度の濃淡値の均一性をもっているというheuristicに基づいている。MR-PETの位置合わせに広く用いられてきたが、MR画像で先に頭蓋部を除去しておかないと性能劣化が大きい。本手法は正規化方式が少し異なるが、次に述べる相関比に近い形をしている。

(3) 相関比：CR (correlation ratio)²⁴⁾

混乱を避けるため、以下の式(9)ではどの確率変数に対する統計量かを添字に記しておく。いま、画像 g から画像 f を推定することを考える。このときの最小2乗推定は $E_{f \cdot g}(f|g)$ であり、

$$\text{Var}_{f \cdot g}(f) = \text{Var}_g[E_{f \cdot g}(f|g)] + \text{Var}_{f \cdot g}[f - E_{f \cdot g}(f|g)] \quad (9)$$

ここに、 $E_{f \cdot g}(f|g)$ は g が与えられたときの $f(=f')$ の期待値、 Var_g は $a(=f, g)$ を確率変数としたときの分散、 $\text{Var}_{f \cdot g}$ は f' と g に関する分散である。 $[f - E_{f \cdot g}(f|g)]$ は g からは予測できないと独立な雑音的確率変数である。位置が整合状態で g から f をうまく推定できるときには $\text{Var}_{f \cdot g}[f - E_{f \cdot g}(f|g)]$ は小さくなると考えられる。したがって、式(9)右辺第1項の相対的大きさを示す

$$\eta(f|g) = \frac{\text{Var}[E(f|g)]}{\text{Var}(f)} = 1 - \frac{\text{Var}[f - E(f|g)]}{\text{Var}(f)} \quad (10)$$

み範囲が広く、安定した位置探索が可能である。

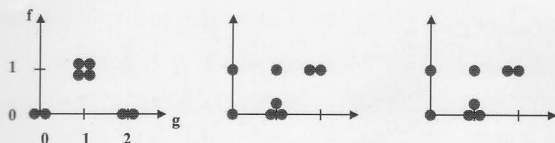
次の例2では、正規化相関手法は対応できるが、相互情報量手法は対応できない場合があることを示す。

例2

$$f(x) = (0 \ 1 \ 2 \ 5 \ 6 \ 7 \ 3 \ 4)$$

$$g(x) = (0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 1 \ 1 \ 0 \ 0)$$

この $f(x)$ は、中央が明るく、形状的には $g(x)$ にマッチする。しかしながら、濃淡値がすべて異なるため、 $f(x)$ の値が決まれば $g(x)$ の値が一意的に定まり、相互情報量はどの位置でも1となり、このままでは整合位置を決めることができない。



Position is matched ($\lambda=0$)

$\lambda=1$

$\lambda=-1$

Fig. A-2 Cooccurrence probability distribution of f and g of Example 1. Distribution is concentrated at the matched position ($\lambda=0$), and it is possible to predict f when g is given. That is, mutual information between f and g is large.

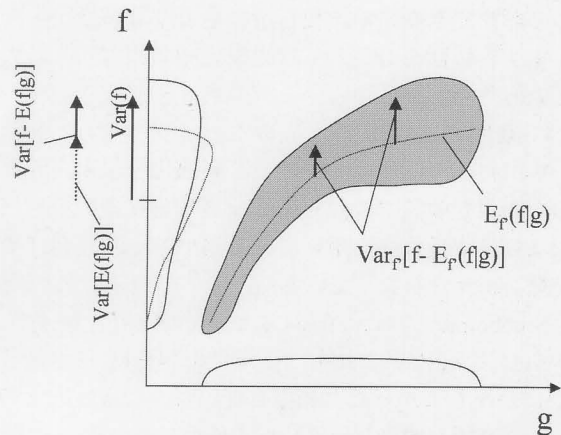


Fig. 3 Explanation of correlation ratio. Above the horizontal axis is distribution of g . Right side of vertical axis: Dotted line is distribution of $E(f|g)$ accompanied with change of g , solid line is distribution of f , and f' is conditional distribution of f for given g .

で相関比を定義すると、これは g がどれだけ f のエネルギーを説明できるかを表現するものであり、1に近いほど整合的であることを表している。これらの関係をFig. 3に示す。

この計算はデジタル画像の場合、 f の重なり画素集合の画素数を N 、画素値の分散を σ^2 、および(2)(PIU)の記法を用いて

$$1 - \eta(f|g) = \left(\frac{1}{N\sigma^2} \right) \sum_i N_i \cdot \sigma_i^2$$

正規化相関やCR法は、濃淡値の近さを評価するため、位置決め可能である。シェーディングや雑音により、このような状況が起こりうる。Parzen推定法²⁵⁾²⁶⁾やポテンシャル関数法³⁶⁾は内外挿により、近い濃淡値をまとめる効果があり、これらを改善し得る。

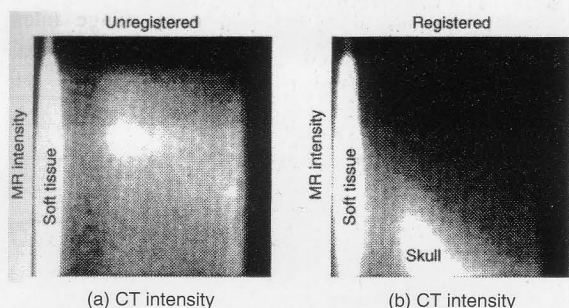


Fig. A-3 Concentration rate of cooccurrence probability of real images (CT and MR)²⁰⁾: Difference of mutual information is caused by difference of concentration rates in cooccurrence probability of gray levels between two images and registration is evaluated by it. (a) Unmatched position. (b) Matched position.

で計算できるので、相互情報量より計算量が少なくても特徴をもつ。 η は正規化相関値より常に大きい値である。

3.4 適用例と比較

Wellsら²⁵⁾はMI法において、高速化・収束性向上のため少数サンプル点とParzen確率密度関数推定法および確率近似法を用いて、頭部MRとCT、PETの位置合わせを行なっている。

Studholme²⁶⁾らは、頭部CTとMRの位置合わせで、Woods法(PIU)よりも、正規化相関とMI法が同程度にかなりよかったと報告している。収束性向上のため、多重解像度ピラミッドを使用している。

Rocheら²⁴⁾は、頭部MR(T1,T2)、CT、PET間の位置合わせにおいて、CRをMI、正規化相関、Woods法(PIU)と比較し、CT-T1においてはMIが優れており、PET-T1においてはCRが優れている、またT1-T2の位置合わせでは、CRとMIは同程度に優れているがMIは位置合わせに失敗することがあった、と報告している。すなわち、CRはMIやWoods法に比べてPETなど比較的解像度画像でよい精度の位置合わせができ、サブサンプリングにおいて安定している。

Weeseら²⁷⁾は、CTとMR頭部画像の位置合わせで、局所相関の方が、MIよりも逐次解法での収束性がよく、誤差も少なかった、と報告している。

3.5 最適性理論

Rocheら²⁸⁾は白色正規雑音条件のもとでは、最尤推定法が相関比最大化規準(CR)および相互情報量最大法(MI)の両者に一致することを示している。[28]では実際に頭部MRとUS(超音波像)の位置合わせを行ってみたところ、CR法のほうがMI法より広い引き込み範囲を持ち、位置合わせ成功率が高く、誤差も少なかった、と報告している。

4. 表面特徴と濃淡特徴手法の比較

表面形状(surface-based)とボリューム濃淡情報(volume-based)のどちらを用いた方が精度よく位置決めできるかについてWestら²⁹⁾が調べている。頭部データの場合、CT-to-MRではsurface-basedよりもvolume-basedのほうが正確で信頼性もよく、PET-to-MRではわずかによかった。surface basedでは回転誤差が顕著になる傾向があった。しかしながら、大きな誤差を防ぐためには、目による検査が必要であると警鐘を鳴らしている。

先に述べた通常の相互情報量手法が、画像濃淡値に関する相互情報量を計算するのに対して、Rangarajan

ら³⁰⁾はエッジなど両画像で同等の頻度で分布している特徴点間の対応確率・対応関係(point matching)を相互情報量の極大化を通して導いた。霊長類の脳のオートラジオグラフィを用いた実験を行なっている。

5. 相関法の能力向上

位置決めに必要な情報を強調することにより、正規化相関法の性能を向上させることができる可能性について述べる。

いま簡単化のため、画像を一次関数 $f(x)$ で表現する。また、位置ずれは平行移動成分 λ で代表させる。実際にはこれは画像濃淡値を表す二次元、三次元関数、あるいは物体表面までの距離を表す二次元関数などである。

5.1 位置決めしやすい画像：急峻な自己相関関数

テンプレートマッチング法を用いる際には、自己相関関数 $\phi(\lambda)$ が急峻であるほうが、位置特定/位置決めしやすい。このとき、そのパワースペクトル $\Phi(\omega) = |F(\omega)|^2$ は平坦、すなわち、 $f(x)$ にいろいろな周波数が一様に入っている形状のほうが位置合わせしやすい。しかしながら、 $f(x)$ の形状によっては、 $\phi(\lambda)$ は必ずしも急峻な形状にはならず、位置が定めにくい事態が生じる。たとえば、画像値の平坦な部分は直流分(周波数ゼロ)を多く含み、位置決めにはあまり役に立たない。そこで、実際の正規化相関法でよく行なわれるように、平均値を差し引いて相関計算を行なうことは理に適っている。また、画像には低周波成分が比較的多く含まれることが多いが、低周波成分が相対的に多いことは位置決めに対して精度を低下させる可能性があり、前処理により、各周波数成分を平坦化(白色化)したほうがよいと考えられる。

一般に、相互相関関数を計算することは、周波数空間で考えると、そのフーリエ変換である相互パワースペクトル $\Phi_{ff}(\omega) = F(\omega) \times G^*(\omega)$ を計算することと等価であるが、このとき、 G として観測画像そのものではなく、前処理を行なった関数 G' を用いる、あるいは適切なサンプリング分布を適用すること等により、 $\Phi_{ff}(\omega)$ ができるだけ平坦になるようにすることができる。この場合、実際には典型的にはWiener filterを使って平坦化を行なうことになる。この手法は、対象 $F(\omega)$ と雑音のパワースペクトル $N(\omega)$ が分かっている時に有効である。

5.2 二次微分による白色化

画像においては、一般に近隣の画素値は近いこと

が多く、遠くなるにしたがって、指数的に関係が減少する。すなわち、一般の画像は指数関数型の自己相関関数 $\phi(\lambda) = \exp(-|\lambda|/\lambda_0)$ で近似できることが多いことが知られている。これは画像値が冗長性を持つことを示しており、冗長性が多いところでは位置決め精度が低下する。逆に、冗長性を除去すれば位置決め精度が向上する。そのためには画像を白色化すればよい。自己相関関数 $\phi(\lambda)$ をフーリエ変換すれば画像のパワースペクトル $\Phi(\omega) = k/[1 + (\omega/\omega_0)^2]$ が得られる。ここに、 $k = 2\lambda_0$ 、 $\omega_0 = 1/\lambda_0$ である。以下、表記の簡単化のため、比例乗数 k は 1 として省略する。

いま、モデル（テンプレート）または観測画像を $\Phi(\omega)^{-1}$ で前処理することを考える。

$$\begin{aligned}\Phi_k'(\omega) &= \Phi(\omega)^{-1} \Phi_k(\omega) \\ &= [1 + (\omega/\omega_0)^2] F(\omega) \times G^*(\omega) \\ &= F(\omega) \times [1 + (\omega/\omega_0)^2] G^*(\omega) \\ &= \sqrt{[1 + (\omega/\omega_0)^2] F(\omega)} \times \\ &\quad \sqrt{[1 + (\omega/\omega_0)^2] G^*(\omega)}\end{aligned}$$

したがって、テンプレート画像 $F(\omega)$ 、または観測画像 $G^*(\omega)$ に $[1 + (\omega/\omega_0)^2]$ を掛ける前処理を行えばよいことが分かる。あるいは、両者に $\sqrt{[1 + (\omega/\omega_0)^2]}$ を掛ける前処理を行なってもよい。周波数領域でこの処理を行なうことも可能であるが、ここでは前2者について空間領域での具体的手法について考えよう。

たとえば

$$G'(\omega) \doteq [1 + (\omega/\omega_0)^2] \times G(\omega)$$

において、

$$[1 + (\omega/\omega_0)^2] = 1 - (1/\omega_0)^2 (d^2/dx^2)$$

である。したがって、観測画像からそれを二次微分したものを重み $(1/\omega_0)^2 = \lambda_0^2$ で引けばよいことが分かる。実際には、エッジが強調された観測画像をもとに相関処理を行なうことになる。すなわち、空間領域で

$$g'(x) = g(x) - (1/\omega_0)^2 (d^2/dx^2) g(x)$$

を用いる。実際には、通常よく行われるように、二次微分による高周波成分が雑音等で大きくなり過ぎないようにガウス関数により抑制する（ガウス二次微分する）必要がある。Fig. 4 にステップ状一次元画像に対する前処理の効果を示す。

Wiener filter 法が、個々の対象形状にそった filter を形成するのに対して、本前処理法は画像一般の性質を利用しており、また雑音の性質も考慮していない。しかしながら、対象形状そのものとその二次微分を利用して画像特徴を強調する形になっており、

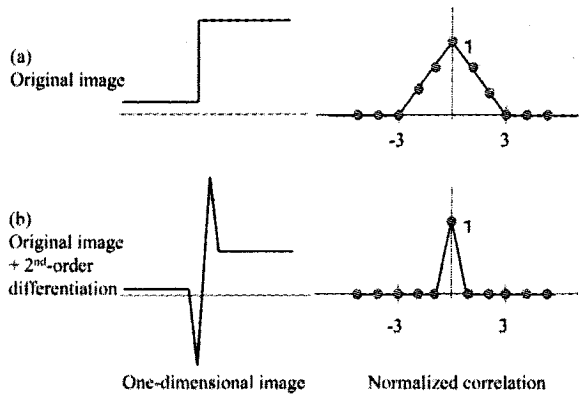


Fig. 4 Effect of 2nd-order differentiation. (a) Original image (000111), (b) Original image + 2nd-order differentiation (0 0 -1 2 1 1).

従来の経験的手法を理論的に裏付ける手法となっている。たとえば、手術ナビゲーションにおいて骨の表面をポインティング器具でサンプリング入力する場合などでは、形状変化の大きいところは密にサンプリングを行なうことにより、その部分がデータとして等価的に強調され、本法にそったデータ取りを行なうことができる。

本手法を適用するときに必要とされる知識は、対象画像 $g(x)$ のみであり、自己相関関数の減衰定数 λ_0 はそれから求めることができる。本手法は、画像一般がもつ自己相関関数の性質を利用して相関法の改良を行なったものであり、対象画像と雑音の性質をフルに利用する Wiener filter 法より性能は劣るかも知れないが、汎用性が高く、対象に関する少ない知識で正規化相関法の性能向上を図ることができる。

本節においては、従来経験的・直感的に行なってきた術中データ取得の際の経験則を、理論的に説明できることを示した。なお、Maintz ら³⁰⁾は、頭部の CT と MR 画像の位置合わせにおいては、一次微分の相関が二次微分の相関よりも少しよかったと報告している。

6. むすび

手術ナビゲーションの基本である位置合わせ手法の代表である表面データに基づく手法と濃淡値に基づく手法の最近の動向について述べた。表面データを用いる場合の代表的手法である ICP アルゴリズムにおいては、収束性を改善するため、いくつかの対応可能性を保ったまま解を求めていく EM 法が提案されている。濃淡値に基づく手法には、従来からの正規化相関法に加えて、相互情報量に基づくものと、

相関比に基づく流れのものがある。正規雑音条件のもとでは、相互情報量手法と相関比はともに最尤推定法に一致する。しかしながら、相互情報量手法の問題点は、濃淡値の“近さ”を無視していることであり、これを考慮する相関比は、計算量の点からも優位にあるように見える。実際の画像に対するこれらの手法の優劣については多くの研究がなされている。これらは手法のもととなる対象の性質に対する仮定と対象とする画像の統計的性質の整合性に依存するところが大きい。

本稿の剛体的位置合わせ手法は、軟部組織等の非剛体的位置合わせでも、その基本となる。しかしながら、手術シミュレーションにおいては位置合わせは一つのコンポーネントであって、本稿のような原画像、人体レベルの位置合わせだけではなく、システム的な考慮が必要となってくる。特定点の位置決め精度から離れた対象部位のTRE算出についてはFitzpatrickが計算法を示している⁹⁾。複合的な位置決め誤差については、われわれは手術支援システムの誤差伝播モデルを作成し、座標変換のヤコビ行列を基にRandallら³²⁾の手法を用いてTREを推定することができることを示した³³⁾。これを用いると、三次元位置計測装置やマーカユニットなどのシステム構成要素を変更したときにどれくらいの精度が達成できるかの推定を行なうことができる。また、シミュレーション的にシステム誤差を推定することも行なわれている³⁴⁾。

本稿では、最後に一般的な画像、形状に対しては二次微分がそれらを白色化して位置合わせの精度向上には効果的であるという独自の“解釈”を示した。

文献

- 1) J.B. Antoine Maintz, Max A. Viergever. A survey of medical image registration. *Medical Image Analysis* 1998; 2: 1-36.
- 2) Michel A. Audette, Frank P. Ferrie, Terry M. Peters. An algorithmic overview of surface registration techniques for medical imaging. *Medical Image Analysis* 2000; 4: 201-217.
- 3) Joseph V. Hajnal, Derek L.G. Hill, David J. Hawkes (Eds.), *Medical Image Registration*. CRC Press; Boca Raton, 2001.
- 4) Karl Rohr. *Landmark-based image analysis*. Kluwer Academic Publishers; Dordrecht, 2001.
- 5) P.J. Besl, N.D. McKay. A method for registration of 3-D shapes. *IEEE Trans Patt Anal Machine Intell* 1992; 14: 239-256.
- 6) T. Sasama, Y. Sato, N. Sugano, K. Nakahodo, S. Yoden, T. Nishii, K. Ohzono, T. Ochi, S. Tamura. Accuracy evaluation in computer assisted hip surgery. *Proc. 13th International Congress and Exhibition: Computer Assisted Radiology and Surgery CARS '99 (Paris)*. 772-776, June 23-26, 1999.
- 7) 笹間俊彦, 仲程啓, 佐藤嘉伸, 菅野伸彦, 西井孝, 大園健二, 越智隆弘, 田村進一. 股関節手術ナビゲーションのための表面モデルに基づくレジストレーションの精度評価. *信学論D-II*, vol. J83-D-II, no. 1, 2000: 378-386.
- 8) S. Nishihara, N. Sugano, H. Iiu, M. Ikai, K. Nakahodo, Y. Sato, S. Tamura, K. Ozono, K. Yonenobu, H. Yoshikawa, T. Ochi. Accuracy evaluation of shape-based registration methods of a computer navigation system for total knee arthroplasty. *CARS 2000 (San Francisco)*, 197-202, 28 June-1 July, 2000.
- 9) J. Michael Fitzpatrick, Jay B. West, Calvin R. Maurer, Jr. Predicting error in rigid-body point-based registration. *IEEE Trans. on Medical Imaging*. 1998; 17: 694-702.
- 10) 井階美歩, 榎本潤, 笹間俊彦, 中島義和, 佐藤嘉伸, 菅野伸彦, 西井孝, 米延策雄, 越智隆弘, 田村進一. Surface-Based レジストレーションにおけるデータ点配置の評価方法. *信学技報 PRMU2001-4, MI2001-16 (2001-05)*, pp.23-30, 2001年5月.
- 11) Y. Nakajima, T. Sasama, Y. Sato, T. Nishii, N. Sugano, T. Ishikawa, K. Yonenobu, T. Ochi, S. Tamura. Accuracy validation of cone-beam CT based registration. *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-MICCAI 2001*, Wiro J. Niessen and Max A. Viergever (Eds.), *Lecture Notes in Computer Science* 2208, pp.1366-1368, Springer-Verlag, Berlin.
- 12) T. Masuda, N. Yokoya. A robust method for registration and segmentation of multiple range images. *Comput. Vision Image Understanding* 1995; 61: 295-307.
- 13) G.P. Penney, P.J. Edwards, A.P. King, J.M. Blackall, P.G. Batchelor, D.J. Hawkes. A stochastic iterative closest point algorithm (stochastic ICP). *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-MICCAI 2001*, Wiro J. Niessen and Max A. Viergever (Eds.), *Lecture Notes in Computer Science* 2208, pp. 762-769, Springer-Verlag, Berlin.
- 14) Pascal Cachier, David Rey. Symmetrization of the non-rigid registration problem using inversion-invariant energies: Application to multiple sclerosis. *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention- MICCAI 2000*, Scott L. Delp, Anthony M. Digioia, and Branislav Jaramaz (Eds.), *Lecture Notes in Computer Science* 1935, pp. 472-481, Springer, Berlin.
- 15) Sébastien Granger, Xavier Pennec, Alexis Roche. Rigid point-surface registration using an EM variant of ICP for computer guided oral implantology. *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-MICCAI 2001*, Wiro J. Niessen and Max A. Viergever (Eds.), *Lecture Notes in Computer Science* 2208, pp. 752-761, Springer-Verlag, Berlin Heidelberg.
- 16) 谷口慶治・編. *画像処理工学・基礎編*. 共立出版, p. 190, 1996.
- 17) A.E. Johnson, M. Hebert. Surface matching for object recognition in complex three-dimensional scenes. *Image and Vision Computing* 1998; 16: 635-651.
- 18) R.J. Campbell, P.J. Flynn. Eigenshapes for 3D object recognition in range data. in: *Proc. IEEE Conf. Computer*

- Vision and Pattern Recognition. 1999.
- 19) 田村進一. 情報工学基礎論. 培風館. 1992.
 - 20) F. Maes, A. Collignon, D. Vandermeulen, G. Marchal, P. Suetens. Multimodality image registration by maximization of mutual information. *IEEE Trans. Medical Imaging* 1997; 16: 187-198.
 - 21) R.P. Woods, S.R. Cherry, J.C. Mazziotta. Rapid automated algorithm for aligning and reslicing PET images. *J Comput Assist Tomogr* 1992; 16: 620-633.
 - 22) R.P. Woods, S.T. Grafton, C.J. Holmes, S.R. Cherry, J.C. Mazziotta. Automated image registration: I. General methods and intrasubject, intramodality validation. *J Comput Assist Tomogr* 1998; 22: 139-152.
 - 23) R.P. Woods, J.C. Mazziotta, S.R. Cherry. MRI-PET registration with automated algorithm. *J Comput Assist Tomogr* 1993; 17: 536-546.
 - 24) A. Roche, G. Malandain, X. Pennec, N. Ayache. The correlation ratio as a new similarity measure for multimodal image registration. *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - MICCAI '98*, W.M. Wells, A. Colchester, and S. Delp (Eds). *Lecture Notes in Computer Science* 1496, pp.1115-1124, Springer, Berlin.
 - 25) William M. Wells III, Paul Viola, Hideki Atsumi, Shin Nakajima, Ron Kikinis. Multi-modal volume registration by maximization of mutual information. *Medical Image Analysis* 1996; 1: 35-51.
 - 26) C. Stundholme, D.L.G. Hill, D.J. Hawkes. Automated 3-D registration of MR and CT images of the head. *Medical Image Analysis* 1996; 1: 163-175.
 - 27) J. Weese, P.Rösch, T. Netsch, T. Blaffert, M. Quist. Gray-value based registration of CT and MR images by maximization of local correlation. *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention- MICCAI '99*, Chris Taylor and Alan Colchester (Eds.), *Lecture Notes in Computer Science* 1679, pp. 656-663, Springer, Berlin.
 - 28) Alexis Roche, Grégoire Malandain, Nicholas Ayache, Sylvain Prima. Towards a better comprehension of similarity measures used in medical image registration. *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention- MICCAI '99*, Chris Taylor and Alan Colchester (Eds.), *Lecture Notes in Computer Science* 1679, pp. 555-566, Springer, Berlin.
 - 29) Jay West, J. Michael Fitzpatrick, Matthew Y. Wang, Benoit M. Dawant, Calvin R. Maurer, Jr., Robert M. Kessler, Robert J. Maciunas. Retrospective intermodality registration techniques for images of the head: Surface-based versus volume-based. *IEEE Trans Med Imag* 1999; 18: 144-150.
 - 30) Anand Rangarajan, Haili Chui, James S. Duncan. Rigid point feature registration using mutual information. *Medical Image Analysis* 1999; 3: 425-440.
 - 31) J.B. Antoine Maintz, Petra A. van den Elsen, Max A. Viergever. Comparison of edge-based and ridge-based registration of CT and MR brain images. *Medical Image Analysis* 1996; 1: 151-161.
 - 32) Randall C. Smith, Peter Cheeseman. On the representation and estimation of spatial uncertainty. *The International Journal of Robotics Research* 1987; 5: 56-68.
 - 33) 笹間俊彦, 仲程啓, 井階美歩, 佐藤嘉伸, 菅野伸彦, 米延策雄, 越智隆弘, 田村進一. 人工股関節手術支援システムの誤差伝播モデルに基づく精度検証. *信学技報* vol.100, no. 172, MI2000-29, pp. 61-66, 2000-7.
 - 34) Philip J. Edwards, Andrew P. King, Calvin R. Maurer. Jr., Darryl A. de Cunha, David J. Hawkes, Derek L.G. Hill, Ron P. Gaston, Michael R. Fenlon, A. Jusczyck, Anthony J. Strong, Christopher L. Chandler, Michael J. Gleeson. Design and evaluation of a system for microscope-assisted guided interventions (MAGI). *IEEE Trans Med Imag* 2000; 19: 1082-1093.
 - 35) 浜本義彦. パターン認識理論・技術の現状と課題. *映像情報メディア学会誌*. 2001; 55: 1380-1383.
 - 36) R.O. Duda, R.E. Hart, and D.G. Stork., パターン識別, (尾上守夫・監訳) *新技術コミュニケーションズ*. 2001.