

粘性流体位置合わせを用いた 複数の 3 次元人体地図の統合手法の提案

徳久 宗一郎[†] 金子 邦彦[‡]

[†]九州大学大学院システム情報科学府知能システム学専攻
[‡]九州大学大学院システム情報科学研究院知能システム学部門

概要

我々は異なる医療画像から得た複数の 3 次元人体地図を統合することを目的としている。人体地図の統合は元となる医療画像同士を粘性流体位置合わせすることで実現している。全身をあるひとつのパラメータで粘性流体位置合わせを行うことは困難である。そこで我々は全身を 6 つ（頭、胸、腹、腰、下腿、足）に分割し、部分ごとに適切なパラメータを設定する手法を提案する。実験の結果、パラメータの一つである粘性項が部分ごとに違った値をとることが分かった。また、部分ごとに異なるパラメータを用いて全スライスで粘性流体位置合わせを行ったところ、1,687 枚のうち 1,116 枚において十分に体の境界が一致していることを確認した。

Non-rigid registration of two 3D human atlases using viscous fluid model regulated the viscosity every six segments

Soichiro Tokuhisa[†] Kunihiko Kaneko[‡]

[†]Department of Intelligent Systems,
Graduate School of Information Science and Electrical Engineering, Kyushu University

[‡]Department of Intelligent Systems,
Graduate School of Information Science and Electrical Engineering, Kyushu University

Abstract

We propose the technique of parameter regulation of viscous fluid registration of two 3D human atlases. Two 3D human atlases can be registered using the deformation calculated by the registration of two medical images. It is difficult to register two whole-body medical images using a certain parameters. So we divided whole-body into six segments and aligned two atlases by changing viscosity every segment. Result of the experiment, it is found that the viscosity is not same value in each segment, and we check that 1,116 of 1,687 slices are aligned well.

1. はじめに

3次元人体地図はCT画像やMRI画像などの医療画像から抽出した骨や脳、心臓等の解剖学的構造を領域ごとにラベル付けしたデータのことを指す。人体地図は医療関係者が複雑な人体の構造を学習するのに利用されているが、手術シミュレーションや人体の車の衝突実験、携帯電話の電磁波が人体に及ぼす影響の測定[1]など、仮想人体でのシミュレーション実験の応用が期待されている。人体地図はCT画像やMRI画像といった人体の内部構造が分かる画像から解剖学的構造を手動、もしくは半自動で塗り分けて作られる。これらの医療画像は種類によって鮮明に写る臓器や写りにくい臓器が異なっているため複数の人体地図を組み合わせることでさらなる発展が期待できる。例えば、異なる臓器の構造を組み合わせることや、特定部位の詳細な構造を組み合わせることが可能となるだろう。他にも、数年前の患者の臓器と現在の患者の臓器を重ね合わせることで病気の早期発見に繋がるかもしれない。しかし、組み合わせる画像は撮影時刻や撮影機器が異なっているため単純に重ね合わせても位置や形状にずれが生じてしまう。

理化学研究所では、様々な生体力学シミュレーションを行える統一モデルの開発が行われている。臓器や骨、血管の人体地図に組織ごとのヤング率やポアソン比といった弾性特性や、動きによって発生する筋肉の力のデータを持たせることで、外部から力がかかったときの臓器の変形シミュレーションや血流シミュレーション、筋肉にかかる力から人体の動きをシミュレーションすることが可能となる。ただし、臓器や骨の人体地図はCT画像から、血管はMRA画像から得ており、画像を単純に重ねただけでは血管の位置がずれている。そこで我々は理化学研究所からCT画像とMRA画像の提供を受け、臓器と血管の人体地図の位置合わせを試みた。

本論文では、臓器の3次元人体地図と血管の3次元人体地図の統合を目的としている。しかし、異なる人体地図同士では共通する領域がないため直接位置合わせを行うのが困難である。そこで、人体地図の元となる医療画像同士を位置合わせし、得られた変移場を人体地図に適用することで異なる2つの人体地図の統合を試みた。医療画像同士の位置合わせでは剛体位置合わせと粘性流体位置合わせの2つの処理を用いて行っている。剛体位置合わせは人体をひとつの剛体物として捉え、画像中の2つの人体の位置のずれを補正する。続く粘性流体位置合わせでは呼吸によって生じる胸部や腹部の大きさの違いやわずかな姿勢の違いを補正する。粘性流体位置合わせ

[2][3][4][5]は流体力学に基づく方法で、滑らかに画像を変形させることができる。しかし、全身があるひとつのパラメータで粘性流体位置合わせを行うのは困難であった。これは呼吸によって大きく変形する胸部や腹部と変形の少ない頭部や足とで断面の面積の違いがあることが原因であると考えられる。そこで、我々は全身を6つ(頭、胸、腹、腰、下腿、足)に分割して部分ごとに適切な粘性流体位置合わせのパラメータを設定する手法を提案する。分割した部分ごとに代表スライスを定義し、6つの代表スライスごとに最適なパラメータを設定する。分割した部分の他のスライスは代表スライスで定めたパラメータを用いて粘性流体位置合わせを行う。粘性流体位置合わせのパラメータは最大解像度レベル、最小解像度レベル、繰り返し回数と粘性項の4つで構成される。最大・最小解像度レベルは位置合わせのロバスト性に関するパラメータであり、繰り返し回数は変形量を決めるパラメータである。まず最大・最小解像度レベルを定め、最大解像度レベルのときに十分重なり合うような繰り返し回数を実験的に求める。最後に残りのパラメータである粘性項を決定する。粘性項は10から130までの13通りの値で実際に粘性流体位置合わせを行い、その中で最も体や臓器の勾配が一致したときの値を選択する。すべてのパラメータを定めた後、全スライスで粘性流体位置合わせを行う。実験の結果、1,687枚のうち1,116枚において十分に体の境界が一致していることを確認した。

2. 剛体位置合わせと粘性流体位置合わせ

2.1. 3次元剛体位置合わせ

剛体位置合わせとは、2つの画像の類似度により平行移動量と回転量を求める手法である。座標変換の行列を用いて行う方法[6][7][8]もあるが、Insight segmentation and registration toolkit (ITK)[9]ではクォータニオンを用いて画像の位置合わせを行う。クォータニオンとは3つの虚数と1つの実数から成るもので、4元数とも呼ばれる。点Pを平行移動量Tと回転量Rにより移動した点Qはクォータニオンを用いて次式のように表される。

$$Q = RPR^{-1} + H$$

$$Q = x_i i + y_j j + z_k k$$

$$P = x_2 i + y_2 j + z_2 k$$

$$R = \cos \frac{\theta}{2} + v_x \sin \frac{\theta}{2} i + v_y \sin \frac{\theta}{2} j + v_z \sin \frac{\theta}{2} k$$

$$H = h_x i + h_y j + h_z k$$

P, Q, R, Hはそれぞれクォータニオンであり、 θ は軸 $v=(v_x, v_y, v_z)$ を中心とした回転量を表し、

h_x, h_y, h_z は各軸方向の平行移動量を表す。位置が合ったかどうかは画像の類似度の大きさに判断される[10]ため、画像の類似度が高くなるようなRとHを求めることを考える。本実験では画像の類似度に相互情報量を用いている。相互情報量は異なる様相の画像を位置合わせするときに使用される。相互情報量は2つの画像を入力として次式で表される。

$$MI(T, S) = H(T) + H(S) - H(T, S)$$

Tは固定の画像、Sは平行移動と回転が行われるもう一方の画像であり、 $H(T)$ 、 $H(S)$ 、 $H(T, S)$ は画像のエントロピーである。これらの値はViolaらの相互情報量の近似計算[11][12]を用いることで求められる。この相互情報量の式を勾配降下法によって最大化することで、2つの画像が最も類似するときの最大平行移動量と回転量を求めることができる。画素値の補間は3重線形補間[13]を用いている。

2.2. 2次元粘性流体位置合わせ

粘性流体位置合わせとは流体力学に基づいた位置合わせの手法であり、片方の画像を粘性流体として滑らかに変形させてゆくことで2つの画像の位置を合わせる処理のことである。流体の運動は流れを場として考えるオイラーの方法を用いている。粘性流体位置合わせは力場、速度場、変移場の3つの場で構成されており、これらの3つの場の計算を繰り返すことで変形が進んでいく。ここで扱う3つの場はそれぞれ2次元ベクトルの集合である。つまり、画素のある座標全てに力と速度と変移量の3つの2次元ベクトルが存在している。3つの場は力場、速度場、変移場の順に計算する。力場は画像の類似度の勾配から求められる。画像の類似度は剛体位置合わせと同じ相互情報量を用いている。相互情報量を用いた粘性流体位置合わせはAgostinoらが提案した手法[2]を用いている。力場は相互情報量の勾配と等しいことから次式で表される。

$$\begin{aligned} \mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u}(\mathbf{x}, t)) &= \frac{\partial MI(T, S)}{\partial \mathbf{u}} \\ &= \frac{1}{V} G_{\psi} \left(\frac{\partial L_u}{\partial T} (T(\mathbf{x} - \mathbf{u}(\mathbf{x}, t)), S(\mathbf{x})) \right) \nabla T(\mathbf{x} - \mathbf{u}(\mathbf{x}, t)) \end{aligned}$$

$\mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u}(\mathbf{x}, t))$ は座標 \mathbf{x} 、時刻 t における力場である。 $\mathbf{u}(\mathbf{x}, t)$ は変移場である。 V は2つの画像の重なった部分の面積で、 ψ は標準偏差である。ここでのガウシアンフィルタは、標準偏差 $\psi = 2$ 、ウィンドウサイズを9としている。ウィンドウサイズとはガウシアンフィルタを適用する矩形領域の幅のことである。 $T(\mathbf{x})$ は画像 T の座標 \mathbf{x} における画素値であり、 $S(\mathbf{x})$ は画像 S の座標 \mathbf{x} における画素値である。 $L_u(i_1, i_2)$ は次式で表される。

$$L_u(i_1, i_2) = 1 + \log \frac{p_{T_u, S}(i_1, i_2)}{p_{T_u}(i_1) p_S(i_2)}$$

$p_{T_u}(i_1)$ は画像 T における画素値 i_1 の出現確率であり、 $p_S(i_2)$ は画像 S における画素値 i_2 の出現確率である。 $p_{T_u, S}(i_1, i_2)$ 同じ座標に画素値が同時に出現する確率である。ここで我々はヒストグラムを求めて確率を計算するが、このときヒストグラムに対してガウシアンフィルタを適用する。標準偏差は2、ウィンドウサイズは9としている。これにより、ノイズが大きい部分に対して大きな力がかかってしまう問題を防ぐことができる。

次に速度場を求める。速度場は力場に対してガウシアンフィルタを適用することで求められる。

$$\mathbf{v}(\mathbf{x}, \mathbf{u}(\mathbf{x}, t)) = G_{\psi} (\mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u}(\mathbf{x}, t)))$$

$\mathbf{v}(\mathbf{x}, \mathbf{u}(\mathbf{x}, t))$ は速度場である。ここで用いられる標準偏差 ψ を粘性項と定義する。これは座標 \mathbf{x} を中心とした座標 \mathbf{x} における速度が周囲から力の影響をどの程度受けるかを決定するものと考えられる。つまり、粘性流体の粘度に関する性質を持った変数といえる。ガウシアンフィルタのウィンドウサイズも周囲の力を取りこぼさないように次のように定義した。

$$w = \frac{6\psi}{r}$$

r は現在処理を行っている解像度レベルをあらわす。解像度レベルは画像の縮小比であり、1ならば元画像を使用しており、4ならば画像の縦と横の大きさをそれぞれ4分の1にした画像を使用していることを表す。解像度レベル1のときを考えると、ウィンドウサイズ $w = 6\psi$ となる。これは正規分布の性質から周囲の力の99.74%も受けていることを表す。

変移場 $\mathbf{u}(\mathbf{x}, t)$ は速度が変移量のラグランジュ微分と等しい関係から求められる。

$$\mathbf{u}(\mathbf{x}, t_{i+1}) = \mathbf{u}(\mathbf{x}, t_i) - (t_{i+1} - t_i) (\mathbf{I} - \nabla \mathbf{u}(\mathbf{x}, t_i)) \mathbf{v}(\mathbf{x}, t_i)$$

行列 \mathbf{I} は単位行列である。微小時間 $(t_{i+1} - t_i)$ は次式から求められる。

$$\text{MAX}(|\mathbf{v}(\mathbf{x}, t_i)|) (t_{i+1} - t_i) = du_{\max} \cdot r$$

du_{\max} は一度の変移で画素が動くの最大値であり、Nielsonら[4]と同じ0.7mmを用いている。 $\text{MAX}(\mathbf{x})$ は \mathbf{x} の中の要素の最大値を求める関数である。変移場は行列式 $|\mathbf{I} - \nabla \mathbf{u}(\mathbf{x}, t)|$ により変移場の安定性を調べることができる[4]。行列式が0.5を下回った場合は、変形が安定しなくなるため画像を変形し、これまで行った変形の総変移場 $\mathbf{u}_{\text{total}}$ を求め、変移場 \mathbf{u} を初期化する。変移場 \mathbf{u} の結合はWollnyら[14]の次式で行うことができる。

$$\mathbf{u}_{\text{total}}(\mathbf{x}, t_i) = \mathbf{u}(\mathbf{x}, t_i) + \mathbf{u}_{\text{total}}(\mathbf{x} - \mathbf{u}(\mathbf{x}, t_i), t_{i-1})$$

2.3. 多重解像度法

多重解像度法とは、縮小した小さい画像同士の位置合わせを行い大まかな変形量を求め、次第に画像の大きさを戻し詳細な変形量を求めていく処理の事を指す。小さい画像での1画素は元の画像では数画素となるため、大きく変形が起こる。そのため高速に位置合わせを行うことができる。また、おおまかに合わせたあと細かいところを合わせていくことになるため、全体的に位置を合わせることができる。このことから多重解像度法は位置合わせや画像認識においてよく用いられる手法として知られている。本実験でも剛体位置合わせと粘性流体位置合わせの両方で多重解像度法を利用している。多重解像度法には最大解像度レベルと最小解像度レベルの2つのパラメータが存在する。粘性流体位置合わせは繰り返し回数分だけ力場、速度場、変移場の計算を繰り返すが、多重解像度法を用いた場合、この処理を最大解像度レベルによって縮小した画像で実行し、解像度レベルを半分にしていく。そして解像度レベルが最小解像度レベルより小さくなると処理を終了する。例えば、解像度レベル8、最小解像度レベル1の場合、解像度レベルを最大解像度レベルにセットし、画像の大きさを8分の1に縮小した画像で粘性流体位置合わせを行う。次に、解像度レベルを半分の4にセットし、画像の大きさを元の画像の4分の1にセットし、粘性流体位置合わせを行う。そして解像度レベルを2、1と同様の処理を行う。そして解像度レベルが0.5となったとき処理を終了する。画像を縮小する際、画素値を平均化する方法ではなく、図1のように4画素のうち左上の画素のみを扱い画像の縮小を行う。この画像の縮小法を用いると、縮小した画像とそれに対応した3つの場に対してメモリを確保する必要がなくなる。最後に多重解像度法を用いたときの粘性流体位置合わせのアルゴリズムを示す。

1. 解像度レベル $r=r_{\text{Max}}$ (最大解像度レベル), 繰り返し回数 k , 粘性項 ψ , $w=6\psi/r$
2. $r < r_{\text{Min}}$ (最小解像度レベル)なら $\mathbf{u}_{\text{total}}$ を求め終了
3. 計算回数 i の初期化: $i=0$
4. $i \geq k$ なら $r=r/2$, $\psi=\psi/2$, goto 2
5. 力場 $\mathbf{f}(\mathbf{x}, \mathbf{u}(\mathbf{x}, t_i))$ を計算
6. 速度場 $\mathbf{v}(\mathbf{x}, t_i)$ を計算
7. $t_{i+1} - t_i$ (微小時間)を計算
8. 変移場 $\mathbf{u}(\mathbf{x}, t_{i+1})$ を計算
9. $|\mathbf{I} - \nabla \mathbf{u}(\mathbf{x}, t_{i+1})| < 0.5$ なら $\mathbf{u}_{\text{total}}$ を求め \mathbf{u} を初期化
10. $i=i+1$, goto 4

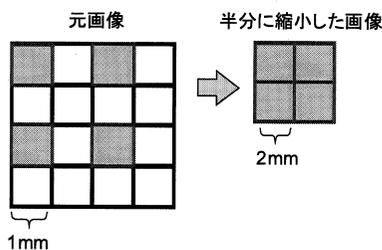


図1: 画像の縮小

3. 実験

3.1 使用したデータ

我々は理化学研究所から提供を受けた全身 CT 画像と全身 MRA 画像、臓器の3次元人体地図と血管の3次元人体地図を実験に使用した。これらの画像は全て同一人物を撮影した画像である。画像は全て CT 画像の大きさに合わせてある。画像の大きさは 490×265 で 1687 枚の 256 色のグレースケール BMP 画像である。画素の大きさは $0.98 \times 0.98 \times 1$ (mm) となっている。CT 画像にはシートや器具等の人体以外の物が写っていた。人体の表面と密着している箇所があり、粘性流体位置合わせの精度を落とす原因となっていた。そこで我々は人体以外の部分を半自動で黒く塗りつぶした画像を作成し、それを実験に使用した。

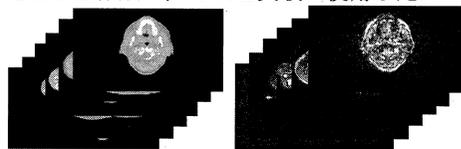


図2: 全身CT画像と全身MRA画像

3.2 3次元剛体位置合わせの結果

我々は全身 CT 画像と全身 MRA 画像の剛体位置合わせを行った。位置合わせには ITK に含まれる MultiResMIRegistration というソフトウェアを使用した。全身の画像は 1687 枚とデータ量が多いため、全てをメモリに読み込むことができなかった。そこで我々は画像の枚数を10分の1にした168枚の全身の画像を作成し、その画像から2つの画像のずれである平行移動量と回転量を求めた。続く粘性流体位置合わせが2次元で処理するため、z軸方向の平行移動量に3mm加え、頭頂部の出現スライスを一致させた。ここで生じた差は間引いた画像で位置合わせを行ったために生じた誤差と考えている。求めた平行移動量と回転量を用いて1687枚の画像の位置合わせを行った結果が図3である。これはCT画像を灰色で、MRA画像を緑色で表示して重ね合わせて表示した画像

である。位置合わせ前はCT画像とMRA画像の足がずれているが、位置合わせ後には足が重なっていることが分かる。



図3: CT画像とMRA画像を重ね合わせて表示
左図: 剛体位置合わせ前
右図: 剛体位置合わせ後

3.3 6分割した人体と代表スライスの決定

全身をあるひとつのパラメータで粘性流体位置合わせを行うのは困難であった。これは呼吸によって大きく変形する胸部や腹部と変形の少ない頭部や足とで断面の面積の違いがあることが原因であると考えられる。そこで、我々は部分ごとにパラメータを調節できるように全身を頭部、胸部、腹部、腰部、下腿部、足部の6つに分割した。頭部は画像の先端である1枚目から首の辺りの250枚目までと定めた。胸部は肺を含む251枚目から550枚目まで、腹部は551枚目から700枚目まで、腰部は骨盤を含む701枚目から950枚目まで、下腿部は股から足首までで951枚目から1520枚目まで、そして足部は1521枚目から1687枚目までとした。部分間の境界を図4に示す。分割後、部分ごとに代表スライスを定義する。代表スライスは部分の中央付近から選んだ。頭部は120枚目、胸部は430枚目、腹部は600枚目、腰部は800枚目、下腿部は1300枚目、足部は1600枚目を選択した。これらの代表スライスは、できるだけその部分を最もよく表現する臓器が含まれるように選んである。例えば、頭部であれば脳と眼球が含まれるスライスを選び、胸部であれば心臓の中央付近のスライスを選んだ。

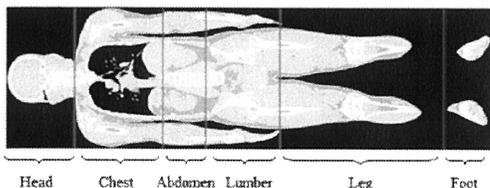


図4: 全身を6分割した部分間の境界

3.4 解像度レベルと繰り返し回数の設定

我々ははじめに最大解像度レベルと最小解像度レベルの設定を行った。最大解像度レベルは画像が縮小されたときの大きさを考慮して決定する。最大解像度レベルが8のとき、使われる画像の大きさは 61×33 となる。解像度レベル16だと画像の大きさが 30×16 と小さすぎてしまい、また、解像度レベルが4だと画像の大きさが 122×66 と大きすぎると考え、最大解像度レベルを8とした。また、最終的には元の画像で位置合わせを行うべきであるため、最小解像度レベルは1に設定する。次に繰り返し回数の設定を行う。繰り返し回数は変形量にかかわるパラメータであるため、変形量の最も大きい胸部の代表スライスで定めることとする。まず、仮の粘性項を決め、最大解像度レベルにおいて実際に粘性流体位置合わせを行い、体の輪郭が一致するときの繰り返し回数を記録する。仮の粘性項は60としている。画像の変形は基本的に画像の勾配が移動し、その周囲の画素も引っ張られて動いていく。粘性項は周囲の画素がどの程度引っ張られるかを定める値であるため、体の輪郭は粘性項によらず一致させることができる。実験の結果、7回で体の輪郭が一致した。しかし、代表スライス以外では7回で一致しない可能性があるため、繰り返し回数は7回より少し増やした10回を用いている。

3.5 部分ごとの粘性項の設定

部分ごとに最適な粘性項を設定するために、10から130までの10通りの粘性項を用いて実際に粘性流体位置合わせを行い、体の輪郭や臓器の輪郭がもっとも一致するときの値を選択する。図5のように、2つの画像の勾配において共通する部分を取り出すことで、2つの画像が一致しているかを確認することができる。勾配の画像はLOGフィルタのゼロ交差となる箇所画素値を255とし、それ以外の画素値を0として求めている。CT画像に適用するLOGフィルタの標準偏差の値を0.86、MRA画像に適用するLOGフィルタの標準偏差を1.2としている。ただし、MRA画像はノイズが多く含まれていたため、ガウシアンフィルタを適用した後にLOGフィルタを適用している。勾配の重なり具合から判断した最適な粘性項は頭部で130、胸部で70、腹部で100、腰部で90、下腿部で100、足部で90となった。胸部代表スライスでの粘性流体位置合わせの結果を図6に示す。表1に各部の13通りの粘性項による粘性流体位置合わせの結果をまとめる。この結果から、粘性項が部分ごとに異なっていたほうが位置合わせの精度が上がる事が分かった。

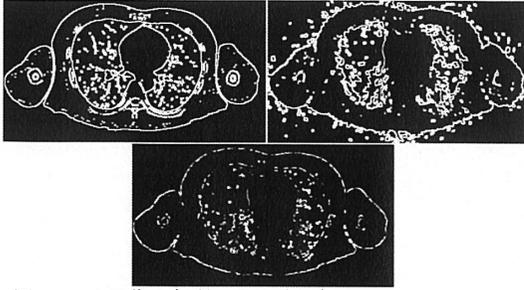


図5: 2つの画像の勾配とその共通部分
 左上図: CT画像の勾配
 右上図: 粘性流体位置合わせ後のMRA画像の勾配
 下図: 2つの勾配の共通部分

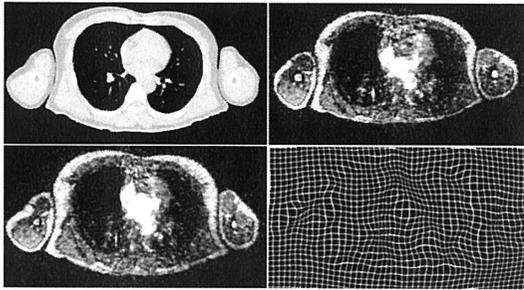


図6: 胸部代表スライスの粘性流体位置合わせ結果
 左上図:CT画像;右上図:剛体位置合わせ後のMRA画像
 左下図: 粘性流体位置合わせ後のMRA画像
 右下図: 格子画像を変移場を変形させた;画像

表1: 13通りの粘性項の位置合わせ結果

- ◎: 最も良い結果を得たため選択した粘性項
- : 体や臓器の境界が十分一致
- △: 胴体は一致しているが、腕が一致していない
- ×: 体や臓器の境界が十分に一致していない

viscosity	10	20	30	40	50	60	70	80	90	100	110	120	130
head	×	×	×	×	×	×	×	×	×	×	○	○	◎
chest	×	×	×	×	×	△	△	△	△	△	△	△	△
abdo men	×	×	×	×	△	△	△	△	△	△	△	△	△
le men	×	×	×	×	△	△	△	△	△	△	△	△	△
leg	×	×	×	×	×	○	○	○	○	○	◎	○	○
foot	×	×	×	×	×	○	○	○	◎	○	○	○	○

3.6. 2D Viscous Fluid Registration result

部分ごとに定めた粘性流体位置合わせのパラメータを使い全身の粘性流体位置合わせを行う。全身の粘性流体位置合わせを行うことで、すべてのスライスの変移場を獲得できる。この変移場を用いて臓器と血管の3次元人体地図を組み合わせた結果を図7に示す。CT画像の勾配のうち、2つの勾配画像の共通部分が占める割合を求め、その割合から位置合わせが上手くいったかを判断する。この割合は、代表スライスにおいて頭部で35%、胸部で31%、腹部で43%、腰部で46%、下

腿で12%、足部で4%となっている。表2は全身と各部分ごとの勾配の一致度である。勾配の一致度20%を位置合わせの成功の判断基準とすると、1,687枚中1,116枚が位置合わせに成功したといえる。下腿部と足部の一致度が低いのは、図8のように、足先の角度がCT画像とMRA画像で異なっていることが原因と考えられる。粘性流体位置合わせが2次元で処理しているため、垂直方向にずれを修正することができないため、このような問題が起こっている。

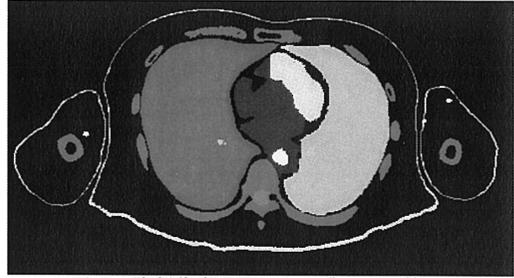


図7: 胸部代表スライスの臓器と血管を組み合わせた3次元人体地図

表2: 勾配の一致度

表内の数値はスライスの枚数を表す

	10%	20%	30%	40%	50%	60%	70%	80%	90%	100%
頭部	233	208	129	36	7	0	0	0	0	0
胸部	300	276	143	51	22	10	1	0	0	0
腹部	150	150	149	104	23	1	0	0	0	0
腰部	250	250	249	219	131	44	1	0	0	0
下腿	476	218	96	17	0	0	0	0	0	0
足部	49	14	2	0	0	0	0	0	0	0
全身	1458	1116	768	427	183	55	2	0	0	0

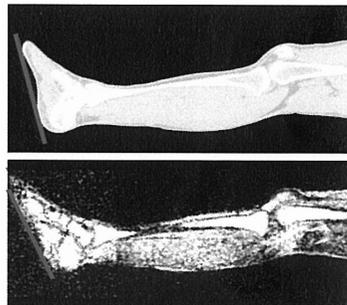


図8: 足先の角度の違い

4. 結論

全身を6分割して部分ごとにパラメータを定義し、全身の粘性流体位置合わせを行った。得られた変移場を用いることで、臓器の人体地図と血管の人体地図を組み合わせたことができた。このパラメータ設定の手順を行うことで、パラメータ調節に苦勞することなく全身の位置合わせを行う

ことができる。この実験では粘性流体位置合わせを2次元で処理しているため、処理の分散が容易に行える利点があるが、z軸方向のずれを補正できない問題がある。また、相互情報量を用いた力場では画像の勾配に力がかかり続けるため、完全には収束せず2つの画像の勾配は完全には一致しないことが計算式から分かる。これらの問題点はいずれ解決する必要があると考えている。

謝辞

本研究において全身を撮影した画像データと臓器と血管の領域を抽出した画像データを提供して頂き、また実験に関してご助言を頂いた理化学研究所の横田秀夫先生と姫野龍太郎先生に深く感謝の意を表します。

参考文献

- [1] T. Nagaoka, S. Watanabe, K. Sakurai, E. Kunieda, S. Watanabe, M. Taki, Y. Yamanaka, "Development of realistic high-resolution whole-body voxel models of Japanese adult male and female of average height and weight and application of models to radio-frequency electromagnetic-field dosimetry", *Physics in Medicine and Biology*, vol.49, pp.1-15, 2004.
- [2] E. D'Agostino, F. Maes, D. Vandermeulen, P. Suetens, "A Viscous Fluid Model for Multimodal Non-rigid Image Registration Using Mutual Information", *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*, vol.2489, pp.541-548, 2002.
- [3] MC. Chiang, RA. Dutton, KM. Hayashi, AW. Toga, OL. Lopez, HJ. Aizenstein, JT. Becker, PM. Thompson, "Fluid Registration of Medical Images using Jensen-Renyi Divergence Reveals 3D Profile of Brain Atrophy in HIV/AIDS", *IEEE International Symposium on Biomedical Imaging*, pp.193-196, 2006.
- [4] M. Bro-Nielsen and C. Gramkow, "Fast fluid registration of medical images", *Visualization in Biomedical Computing*, pp.267-276, 1996.
- [5] S. Tang, T. Jiang, "FAST NONRIGID MEDICAL IMAGE REGISTRATION BY FLUID MODEL", *Asian Conference on Computer Vision*, pp.27-30, 2004.
- [6] C. Studholme, D. L. G. Hill, D. J. Hawkes, "Automated 3D registration of MR and PET brain images by multi-resolution optimisation of voxel similarity measures", *Medical Physics*, vol.24, no.1, pp.25-35, 1997.
- [7] C. Studholme, D. L. G. Hill, D. J. Hawkes, "Automated 3-D registration of MR and CT images of the head", *Medical Image Analysis*, vol.1, no.2, pp.163-175, 1996.
- [8] C. Studholme, D. L. G. Hill, D. J. Hawkes, "An overlap invariant entropy measure of 3D medical image alignment", *Pattern Recognition*, vol.32, no.1, pp.71-86, 1998.
- [9] <http://www.itk.org/index.htm>
- [10] M. Jenkinson, S. Smith, "A global optimisation method for robust affine registration of brain images", *Medical Image Analysis*, vol.5, no.2, pp.143-156, 2001.
- [11] P. Viola, W. M. Wells, "Alignment by maximization of mutual information", *International Journal of Computer Vision*, vol.24, no.2, pp.137-154, 1997.
- [12] G. Hermosillo, C. Chef d'Hotel, O. Faugeras. A Variational Approach to Multi-Modal Image Matching. INRIA Technical Report N. 4117, 2001.
- [13] J. P. W. Pluim, J. B. A. Maintz, M. A. Viergever, "Interpolation artefacts in mutual information-based image registration", *Computer Vision and Image Understanding*, vol.77, no.2, pp.211-232, 2000.
- [14] G. Wollny, F. Kruggel, "Computational cost of nonrigid registration algorithms based on fluid dynamics [MRI time series application]", *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, vol.21, pp.946-952, 2002.
- [15] M. Foskey, B. Davis, L. Goyal, S. Chang, E. Chaney, N. Strehl, S. Tomei, J. Rosenman, S. Joshi, "Large deformation three dimensional image registration in image guided radiation therapy", *Physics in Medicine and Biology*, vol.50, pp.5869-5892, 2005.
- [16] J. H. Hipwell, "Intensity-Based 2-D-3D Registration of Cerebral Angiograms", *IEEE Transactions on Medical Imaging*, pp.1417-1426, 2003.