RG-001

3次元位相限定相関法に基づく高精度ボリュームレジストレーション
High-Accuracy Volume Registration Based on 3D Phase-Only Correlation

田島 裕一郎 † 宮澤 一之 † 青木 孝文 †
Yuichiro Tajima Kazuyuki Miyazawa Takafumi Aoki
勝亦 敦 ‡ 小林 孝次 ‡
Atsushi Katsumata Koji Kobayashi

1. まえがき

X線CTやMRIを代表とする医用断層撮影は，体外から直接見ることのできない体内の構造や状態を可視化することが可能であり，健康状態の診断や治療方針の決定，病変の発見など，医療現場において広く貢献してきた．近年では単に2次元画像としての利用に留まらず，複数のスライス画像をボリュームデータとして再構成することで，体内組織などを立体的に捉えることも可能となった．さらに，撮像技術の発達に伴って実用的な空間分解能のボリュームデータが得られるようになったため，日常臨床への利用もなされ始めている [1].

ボリュームデータを扱う上では，複数ボリュームの比較や合成が要求される場面が頻繁に現れる．例えば，異なる時間に撮影した病変部位を観察することで，病状の進行や解剖学的な変化について手掛かりを得ることができる．また，異なる装置を用いて撮影したボリュームをフュージョン（重ね合わせ）することで，それぞれの装置が苦手とする情報を補完することが可能である．しかし，撮影のタイミングが異なるボリューム間には一般に未知の位置ずれやひずみが存在するため，事前にレジストレーションを行う必要がある．

これまでに提案されているボリュームレジストレーション手法には，ランドマークベース [2] や幾何学的形状ベース [3]，ボクセル類似度ベース [4]–[6] などがある．ランドマークベースの手法では，埋め込み型マーカなどの位置情報を用いてレジストレーションを行うため，撮影時に侵襲的なマーカが必要であるという問題がある [2]．幾何学的形状ベースの手法としては，ICP (Iterative Closest Point) アルゴリズムが知られている [3]．これは，3次元形状モデル（ポリゴンデータなど）の位置合わせに広く用いられている手法であり，モデル間の対応付けと運動推定を繰り返すことで位置合わせを行う．そのため，まずボリュームから形状モデルを生成する必要があるが，2つのデータ間でモダリティが異なるような場合は同一の形状モデルを得ることが難しく，マルチモーダルレジストレーションに適さない．ボクセル類似度ベースの手法は，位置合わせパラメータをボリューム間の類似度が最大となるように非線形最適化によって決定する手法であり，医用データのレジストレーションにおいて現在最もよく用いられている [4]–[6]．なかでも，Studholme ら [6] による正規化相互情報量 (Normalized Mutual Information: NMI) を類似度として用いる手法が広く知られている [7]．これらは，モダリティの違いにもロバストな手法であるが，非線形最適化における計算コストがきわめて高く，また，適切な初期値を設定しないと正しい解が得られないという問題がある．Rueckert らによって NMI を用いた非剛体レジストレーション手法も提案されているが，数千もの変数を含む非線形問題を解く必要があり，実際には計算量の都合から変形の自由度は非常に限られたものとなる [8].

これらに対して，本論文では，位相限定相関法 (Phase-Only Correlation: POC) を用いたボリューム間の対応付けによってレジストレーションを行うアルゴリズムを提案する．POC は，信号を離散フーリエ変換して得られる位相成分のみに着目して信号間の相関を求める手法であり，さまざまな外乱に対してロバストに信号の位置合わせ，類似度評価を行うことができる [9], [10]．POC 関数が示す相関ピークは，その理論モデルを入力信号によらず導出することが可能であり，これを用いたフィッティングによって信号間のずれをサンプリング分解能以上の精度で求めることができる．POC は，筆者らによってさまざまな分野への応用が実現されているが，特にサブピクセル精度での画像対応付けが必要となるステレオビジョンなどにおいてその有効性が確認されている [11]．本論文では，まず POC を3次元へ拡張し，これを用いた3次元ブロックマッチングによってサブボクセル精度でボリューム間の対応付けを行う手法を提案する．そして，得られた対応関係から，ボリューム間の剛体変形パラメータを推定する．提案手法では，サブボクセル対応付けによって高精度な位置合わせが可能なだけでなく，従来手法で一般的に用いられる複雑な最適化計算を必要としないため，位置合わせに要する計算時間を大幅に削減することができる．また，最適化計算において必須である変形パラメータの初期値を設定する必要もない．さらに，非剛体変形への対応も容易であり，本論文では，Free-Form Deformation (FFD) を用いた非剛体レジストレーションへの拡張についても議論する．実験では，実際に一人の被験者から複数回にわたって取得した X 線 CT データおよび MRI データを利用し，モダリティが同一の場合と異なる場合の両方について提案手法の有効性を示す.

2. 3次元位相限定相関法

ここでは3次元 POC の基本的な定義と，3次元 POC を用いたボリュームマッチングの高精度化について述べる．

2.1 3次元位相限定相関関数

$N_1 \times N_2 \times N_3$ ボクセルの2つのボリュームデータ $f(n_1, n_2, n_3)$ および $g(n_1, n_2, n_3)$ が与えられたとする．ここで，ボリュームデータの離散空間インデックス（整数）を，便宜上，$n_1 = -M_1, \cdots, M_1$，$n_2 =$

†東北大学大学院情報科学研究科
‡株式会社山武

$-M_2, \cdots, M_2$，$n_3 = -M_3, \cdots, M_3$ とする．ただし，M_1，M_2，M_3 は正の整数であり，$N_1 = 2M_1 + 1$, $N_2 = 2M_2 + 1$, $N_3 = 2M_3 + 1$ である．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，かつボリュームデータの大きさ N_1, N_2, N_3 を奇数にしているが，これは必須ではない．すなわち，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, N_2, N_3 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．ボリューム $f(n_1, n_2, n_3)$ および $g(n_1, n_2.n_3)$ の 3 次元離散フーリエ変換 (Discrete Fourie Transform: DFT) を次式で定義する．

$$\begin{aligned} &F(k_1, k_2, k_3) \\ &\quad = \sum_{n_1, n_2, n_3} f(n_1, n_2, n_3) W_{N_1}^{k_1 n_1} W_{N_2}^{k_2 n_2} W_{N_3}^{k_3 n_3} \\ &\quad = A_F(k_1, k_2, k_3) e^{j\theta_F(k_1, k_2, k_3)} \end{aligned} \tag{1}$$

$$\begin{aligned} &G(k_1, k_2, k_3) \\ &\quad = \sum_{n_1, n_2, n_3} g(n_1, n_2, n_3) W_{N_1}^{k_1 n_1} W_{N_2}^{k_2 n_2} W_{N_3}^{k_3 n_3} \\ &\quad = A_G(k_1, k_2, k_3) e^{j\theta_G(k_1, k_2, k_3)} \end{aligned} \tag{2}$$

ここで，$k_1 = -M_1, \cdots, M_1$, $k_2 = -M_2, \cdots, M_2$, $k_3 = -M_3, \cdots, M_3$ は離散周波数インデックス（整数）であり，回転因子を $W_{N_1} = e^{-j\frac{2\pi}{N_1}}$, $W_{N_2} = e^{-j\frac{2\pi}{N_2}}$, $W_{N_3} = e^{-j\frac{2\pi}{N_3}}$ と定義する．$A_F(k_1, k_2, k_3)$ および $A_G(k_1, k_2, k_3)$ は振幅スペクトルであり，$\theta_F(k_1, k_2, k_3)$ および $\theta_G(k_1, k_2, k_3)$ は位相スペクトルを表す．また，$\sum_{n_1, n_2, n_3}$ は，インデックス全域にわたる加算 $\sum_{n_1=-M_1}^{M_1} \sum_{n_2=-M_2}^{M_2} \sum_{n_3=-M_3}^{M_3}$ を表す．このとき，$F(k_1, k_2, k_3)$ と $G(k_1, k_2, k_3)$ の正規化相互パワースペクトルを次式で与える．

$$\begin{aligned} R(k_1, k_2, k_3) &= \frac{F(k_1, k_2, k_3)\overline{G(k_1, k_2, k_3)}}{|F(k_1, k_2, k_3)\overline{G(k_1, k_2, k_3)}|} \\ &= e^{j\{\theta_F(k_1, k_2, k_3) - \theta_G(k_1, k_2, k_3)\}} \end{aligned} \tag{3}$$

ここで，$\overline{G(k_1, k_2, k_3)}$ は $G(k_1, k_2, k_3)$ の複素共役を表す．また，$\theta_F(k_1, k_2, k_3) - \theta_G(k_1, k_2, k_3)$ は，2 つのボリュームの位相差スペクトルであることに注意されたい．ボリュームマッチングにおいて，この位相差スペクトルは重要な性質を有しているが，これを直接的に利用するよりは，次のような相関関数を定義する方が便利である．

3 次元 POC 関数 $r(n_1, n_2, n_3)$ を，正規化相互パワースペクトルの 3 次元逆離散フーリエ変換（Inverse Discrete Fourier Transform: IDFT）として定義する．

$$\begin{aligned} r(n_1, n_2, n_3) = &\frac{1}{N_1 N_2 N_3} \sum_{k_1, k_2, k_3} R(k_1, k_2, k_3) \\ &\times W_{N_1}^{-k_1 n_1} W_{N_2}^{-k_2 n_2} W_{N_3}^{-k_3 n_3} \end{aligned} \tag{4}$$

ここで，$\sum_{k_1, k_2, k_3}$ は $\sum_{k_1=-M_1}^{M_1} \sum_{k_2=-M_2}^{M_2} \sum_{k_3=-M_3}^{M_3}$ を表す．2 つのボリュームが類似している場合，3 次元 POC 関数は，デルタ関数に近いきわめて鋭いピークを有する．この相関ピークの高さは 2 つのボリュームの位相差スペクトルの線形性を表しており，位相差スペクトルが完全に線形であれば，相関ピークの高さは 1 となる．この相関ピークの高さはボリュームの類似度の尺度として有用である．一方，相関ピークの座標は 2 つのボリュームの相対的な位置ずれに対応している．

以下では，$g(n_1, n_2, n_3)$ が $f(n_1, n_2, n_3)$ を $(\delta_1, \delta_2, \delta_3)$ だけ微小に平行移動させたボリュームである場合を考える．ここで，δ_1, δ_2, δ_3 は，それぞれ n_1, n_2, n_3 方向のサブボクセルレベルの移動量を表している．このとき，$f(n_1, n_2, n_3)$ と $g(n_1, n_2, n_3)$ の 3 次元 POC 関数は，次式で与えられる．

$$\begin{aligned} &r(n_1, n_2, n_3) \\ &\quad \simeq \frac{\alpha}{N_1 N_2 N_3} \frac{\sin(\pi(n_1 + \delta_1))}{\sin(\frac{\pi}{N_1}(n_1 + \delta_1))} \\ &\qquad \times \frac{\sin(\pi(n_2 + \delta_2))}{\sin(\frac{\pi}{N_2}(n_2 + \delta_2))} \frac{\sin(\pi(n_3 + \delta_3))}{\sin(\frac{\pi}{N_3}(n_3 + \delta_3))} \end{aligned} \tag{5}$$

ここで，$\alpha = 1$ である．上式は，ボリュームが $(\delta_1, \delta_2, \delta_3)$ だけ微小に平行移動した場合の 3 次元 POC 関数の一般形を表している．α は，相関ピークの高さを表現するために導入されたパラメータである．ボリュームに対して無相関なノイズが加わると α の値が減少するため，実際には $\alpha \leq 1$ となる．この相関ピークのモデルに基づく関数フィッティングにより，パラメータ α, δ_1, δ_2, δ_3 を推定することで，ボリュームの類似度（位相差スペクトルの線形性）とサブボクセル精度の移動量を求めることができる．

2.2 3 次元 POC に基づくボリュームマッチングの高精度化

以下 (A)〜(C) では，3 次元 POC に基づくボリュームマッチングの高精度化について述べる．

(A) 窓関数の適用

DFT では，信号が周期的に循環することを仮定するため，画像端での信号の不連続性が問題となる．この不連続性の影響を軽減するため，ボリュームに対して窓関数を適用することが重要である．本論文では下記のハニング窓を用いる．

$$\begin{aligned} &w(n_1, n_2, n_3) \\ &\quad = \frac{1 + \cos(\frac{\pi n_1}{M_1})}{2} \frac{1 + \cos(\frac{\pi n_2}{M_2})}{2} \frac{1 + \cos(\frac{\pi n_3}{M_3})}{2} \end{aligned} \tag{6}$$

(B) スペクトルの重み付け

一般に，自然画像のエネルギーは低周波領域に集中し，高周波成分のエネルギーは相対的に小さいことが知られている．このため，エイリアシング，ぼけ，雑音，歪みなどの外乱が加わると，高周波成分の S/N が大幅に劣化する．そこで，信頼性の低い高周波成分の影響を抑制するために，正規化相互パワースペクトル $R(k_1, k_2, k_3)$ の計算の際に，低域通過型のスペクトル重み付け関数 $H(k_1, k_2, k_3)$ を適用することにより，大幅な精度向上が可能である．本論文では $H(k_1, k_2, k_3)$ として，次式で与えられるガウス関数を用いる．

$$H(k_1, k_2, k_3) = e^{-2\pi^2\sigma^2\left\{\left(\frac{k_1}{N_1}\right)^2 + \left(\frac{k_2}{N_2}\right)^2 + \left(\frac{k_3}{N_3}\right)^2\right\}} \tag{7}$$

ただし，σ はガウス関数の幅を表す定数である．この場合，3 次元 POC 関数は，$H(k_1,k_2,k_3)R(k_1,k_2,k_3)$ の 3 次元 IDFT であり，式 (5) に対応する相関ピークのモデルは，次式のように変化する．

$$\begin{aligned} &r(n_1,n_2,n_3)\\ &=\frac{1}{N_1N_2N_3}\sum_{k_1,k_2,k_3} H(n_1,n_2,n_3)R(k_1,k_2,k_3)\\ &\quad\times W_{N_1}^{-k_1n_1}W_{N_2}^{-k_2n_2}W_{N_3}^{-k_3n_3} \quad (8)\\ &\simeq\frac{\alpha}{2\pi\sigma^2}e^{-((n_1+\delta_1)^2+(n_2+\delta_2)^2+(n_3+\delta_3)^2)/2\sigma^2} \quad (9)\end{aligned}$$

なお，重み付け関数については，これら以外にも用途に応じて，任意の関数を適用することが可能である [10].

(C) ピークモデルのフィッティング

一般に，移動量 $(\delta_1,\delta_2,\delta_3)$ は実数値であり，3 次元 POC 関数のピーク座標がサンプリング格子点の間に存在するため，正確に移動量を推定することが困難である．そこで，相関ピークのモデルが式 (5)，(9) で与えられることを考慮し，実際に計算された POC 関数の数値データに対して本モデルをフィッティングすることで，ボクセル間に存在するピークの位置を推定する．

上記 (B) のスペクトル重み付け関数 $H(k_1,k_2,k_3)$ を適用した場合は，式 (9) の例のように，$H(k_1,k_2,k_3)$ に応じた相関ピークモデルをフィッティングする必要がある．このとき，α，δ_1，δ_2, δ_3 がフィッティングパラメータとなる．なお，式 (5) の形の相関ピークモデルの場合は，POC 関数の数値データから直接的に相関ピークの座標と値を求めるピーク評価式（Peak Evaluation Formula: PEF）が導出されており [12]，リアルタイム処理に寄与している．それ以外の一般的な相関ピークモデルの場合は，Levenberg-Marquardt 法などの非線形最小二乗法を用いたフィッテイングを行う．このように，3 次元 POC 関数の相関ピーク形状は，入力ボリュームによらず，$H(k_1,k_2,k_3)$ のみによって決定されるという特徴があるため，関数フィッティングによって高精度な移動量推定が可能である．

3. 3 次元位相限定相関法に基づくボリュームレジストレーション

本論文で提案するボリュームレジストレーション手法の詳細について述べる．提案アルゴリズムは 2 つのステップで構成され，まず，(i) 3 次元 POC に基づいてサブボクセルレベルの対応点探索を行い，次に (ii) ボクセルの対応関係からボリュームデータの変形パラメータを推定する．

まず，ボリュームの変形モデルとして剛体変形を用い，剛体変形を記述する回転行列 $\boldsymbol{R}$ と並進ベクトル $\boldsymbol{t}$ を推定する．提案手法は非剛体変形への拡張も容易であり，本節では FFD を用いた非剛体レジストレーションについても述べる．以下では提案手法における各処理の詳細を述べる．

3.1 サブボクセル対応点探索

提案手法では，まず 2 つのボリュームデータから小領域（3 次元ブロック）を切り出し，3 次元 POC を用いてブロック間の移動量をサブボクセル精度で求めることで対応付けを行う．このとき，粗密戦略に基づく階層探索を行うことで効率的な対応付けを実現している．以下では，ボリューム I 上に設定した基準点 $\boldsymbol{p}=(p_1,p_2,p_3)$ に対応する J 上の対応点 $\boldsymbol{q}=(q_1,q_2,q_3)$ を求めるものとし，対応付け手法の詳細について述べる．

Step 1: I および J を，それぞれ 2^{-l} 倍だけ縮小することにより，一連の階層ボリューム I_l および J_l $(l=1,2,\cdots,l_{max})$ を生成する．

Step 2: 最上位階層 l_{max} での基準点 $\boldsymbol{p}_{l_{max}}$ の座標を次式で与える．

$$\boldsymbol{p}_{l_{max}}=(\lfloor 2^{-l_{max}}p_1\rfloor,\lfloor 2^{-l_{max}}p_2\rfloor,\lfloor 2^{-l_{max}}p_3\rfloor) \quad (10)$$

最上位階層においては，基準点と対応点が同じ座標を持つと仮定し，$\boldsymbol{q}_{l_{max}}=\boldsymbol{p}_{l_{max}}$ とする．したがって，対応点 $\boldsymbol{q}_{l_{max}}$ の座標は次式で表される．

$$\boldsymbol{q}_{l_{max}}=(\lfloor 2^{-l_{max}}p_1\rfloor,\lfloor 2^{-l_{max}}p_2\rfloor,\lfloor 2^{-l_{max}}p_3\rfloor) \quad (11)$$

次に，$l=l_{max}-1$ として Step 3 に移る．

Step 3: 第 l 階層上の基準点 $\boldsymbol{p}_l$ の座標を次式で与える．

$$\boldsymbol{p}_l=(\lfloor 2^{-l}p_1\rfloor,\lfloor 2^{-l}p_2\rfloor,\lfloor 2^{-l}p_3\rfloor) \quad (12)$$

次に，第 l 階層での対応点 $\boldsymbol{q}_l$ の初期値 $\boldsymbol{q}'_l$ を次式で与える．

$$\boldsymbol{q}'_l=2\boldsymbol{q}_{l+1} \quad (13)$$

Step 4: I_l において，中心が $\boldsymbol{p}_l$ となるように探索ウィンドウ（3 次元ブロック）を設定する．同様に，J_l において，中心が $\boldsymbol{q}'_l$ となるように探索ウィンドウを設定する．3 次元 POC に基づくボリュームマッチングにより，ボクセル精度の位置ずれ量 $\boldsymbol{\delta}_l$ を求め，第 l 階層における対応点 $\boldsymbol{q}_l$ の座標を次式で与える．

$$\boldsymbol{q}_l=\boldsymbol{q}'_l+\boldsymbol{\delta}_l \quad (14)$$

Step 5: $l=l-1$ として，$l\geq 0$ である限り，Step 3 から Step 5 を繰り返す．

Step 6: I において，中心が $\boldsymbol{p}$ となるように探索ウィンドウを設定する．同様に，J において，中心が $\boldsymbol{q}_0$ となるように探索ウィンドウを設定する．3 次元 POC に基づくボリュームマッチングにより，サブボクセル精度の位置ずれ量 $\boldsymbol{\delta}$ を求める．サブボクセル精度の対応点 $\boldsymbol{q}$ は次式で与えられる．

$$\boldsymbol{q}=\boldsymbol{q}_0+\boldsymbol{\delta} \quad (15)$$

以上に示した処理 Step 1–Step 6 によって，基準点 $\boldsymbol{p}$ の対応点 $\boldsymbol{q}$ をサブボクセル精度で求めることができる．

3.2 剛体変形パラメータの推定

前述のブロックマッチングで得られた対応関係から回転行列 $\boldsymbol{R}$ および並進ベクトル $\boldsymbol{t}$ を推定する．剛体変形を記述するパラメータは，前述の対応点が 3 点以上あれば推定が可能である．本論文では，行列の特異値分解に基づいて $\boldsymbol{R}$ および $\boldsymbol{t}$ の最小二乗解を求めるアルゴリズム [13] を用いる．以下にその手順を示す．

Step 1: 基準点 $\boldsymbol{p}_i$ および対応点 $\boldsymbol{q}_i$ ($i=1,2,\cdots,N$, N は基準点の個数) に対し，次式で表される $\hat{\boldsymbol{p}}_i$, $\hat{\boldsymbol{q}}_i$ を計算する．

$$\hat{\boldsymbol{p}}_i=\boldsymbol{p}_i-\overline{\boldsymbol{p}} \quad (16)$$

$$\hat{\boldsymbol{q}}_i=\boldsymbol{q}_i-\overline{\boldsymbol{q}} \quad (17)$$

ここで，$\overline{\boldsymbol{p}}$，$\overline{\boldsymbol{q}}$ はそれぞれ $\boldsymbol{p}_i$，$\boldsymbol{q}_i$ の重心である．
Step 2: 次式で定義される行列 $\boldsymbol{H}$ を求める．

$$\boldsymbol{H} \equiv \sum_{i=1}^{N} \hat{\boldsymbol{p}}_i \hat{\boldsymbol{q}}_i^t \quad (18)$$

Step 3: $\boldsymbol{H}$ を特異値分解する．

$$\boldsymbol{H} = \boldsymbol{U\Lambda V^t} \quad (19)$$

Step 4: 次式を用いて $\boldsymbol{R}$ および $\boldsymbol{t}$ を求める．

$$\boldsymbol{R} = \boldsymbol{VU^t} \quad (20)$$

$$\boldsymbol{t} = \overline{\boldsymbol{q}} - \boldsymbol{R}\overline{\boldsymbol{p}} \quad (21)$$

3.3 反復推定

ボリューム間に大きな回転などが含まれる場合，一度の対応点探索及び変形パラメータの推定だけでは高精度な位置合わせが難しいことが多い．そこで，まず前述の方法で推定された変形パラメータを利用し，ボリュームデータ間の変形が小さくなるように剛体変形を施す．そして，再び対応付けを行い，変形パラメータを推定する．このように，対応付け，パラメータ推定，ボリュームの変形を繰り返すことで，ボリューム間で大きな変形が生じている場合でも正確に位置合わせを行うことが可能となる．実際には，例えばボリュームが一方向に 20° 程度回転している場合，約 10 回の繰り返し推定で誤差が収束するのを実験的に確認している．反復の終了条件としては，対応点間の距離や変形パラメータの変化率などが利用できるが，5. で述べる実験においては反復回数を一定（10 回）としてレジストレーションを行った．

3.4 非剛体レジストレーション

心臓や肺といった臓器に加え関節や筋肉などの組織は，剛体変形では表現が不可能な変形を伴う場合があるため，剛体レジストレーションだけでは不十分であるといえる．したがって，剛体レジストレーションに加え，局所的な変形を補正するために非剛体レジストレーションを行う必要がある．非剛体レジストレーションでは，一度剛体レジストレーションを行った後，再度対応点探索を行い，この対応関係を用いて非剛体な変形パラメータを推定する．以下では，各ボクセルの移動を Free-Form Deformation (FFD) モデルにより推定する手法について述べる．

本論文では，ローカルな変形モデルとして B-スプライン補間に基づく FFD [14] を用いる．FFD は 3 次元変形物体のモデリングに有用であり，これまで主に人体の運動の追跡や解析に利用されてきた．B-スプライン補間に基づく FFD では，ボリュームデータの 3 次元領域内に格子状に制御点が配置され，この制御点の移動がボリュームの変形を決定付ける．x, y, z 方向にそれぞれ間隔 $\delta_x, \delta_y, \delta_z$ で格子状の制御点 $\boldsymbol{\phi}_{i,j,k}$ が並ぶとき，任意の座標 $\boldsymbol{x} = (x, y, z)$ における移動ベクトル $\boldsymbol{T}(\boldsymbol{x})$ は次式で表される．

$$\boldsymbol{T}(\boldsymbol{x}) = \sum_{l=0}^{3}\sum_{m=0}^{3}\sum_{n=0}^{3} B_l(u)B_m(v)B_n(w) \times \boldsymbol{T}(\boldsymbol{\phi}_{i+l,j+m,k+n}) \quad (22)$$

ただし，$i = \lfloor x/\delta_x \rfloor - 1$，$j = \lfloor y/\delta_y \rfloor - 1$，$k = \lfloor z/\delta_z \rfloor - 1$，$u = x/\delta_x - \lfloor x/\delta_x \rfloor$，$v = y/\delta_y - \lfloor y/\delta_y \rfloor$，$w = z/\delta_z - \lfloor z/\delta_z \rfloor$ である．また，B_l は l 次の B-スプライン基底関数を表すものとする．

$$\begin{aligned} B_0(u) &= (1-u)^3/6 \\ B_1(u) &= (3u^3 - 6u^2 + 4)/6 \\ B_2(u) &= (-3u^3 + 3u^2 + 3u + 1)/6 \\ B_3(u) &= u^3/6 \end{aligned} \quad (23)$$

FFD による座標 $\boldsymbol{x}$ の $\boldsymbol{x}'$ へのマッピングは次式で表される．

$$\boldsymbol{x}' = \boldsymbol{x} + \boldsymbol{T}(\boldsymbol{x}) \quad (24)$$

ここで基準点を格子状に配置した場合，制御点の移動ベクトル $\boldsymbol{T}(\boldsymbol{\phi}_{i,j,k})$ が次式で求まるため，変形後の座標 $\boldsymbol{x}'$ は式 (22), (24) より直ちに計算できる．

$$\boldsymbol{T}(\boldsymbol{\phi}_{i,j,k}) = \boldsymbol{T}(\boldsymbol{p}_{i,j,k}) = \boldsymbol{q}_{i,j,k} - \boldsymbol{p}_{i,j,k} \quad (25)$$

ここで入力ボリュームを I, J とすると，$\boldsymbol{p}_{i,j,k}$ は I 上の基準点であり，$\boldsymbol{q}_{i,j,k}$ は 3 次元 POC を用いた対応付けによって得られた J 上の対応点である．しかし，後述する高精度化手法を用いて対応点を得た場合，基準点は格子状とならない．そのような場合にはマルチレベル B-スプライン [15] を利用して FFD を計算する必要がある．マルチレベル B-スプラインは，不規則に並んだデータ点から C^2-連続な補間を高速に計算するアルゴリズムである．本手法の詳細については文献 [15],[16] を参考にされたい．

4. レジストレーションの高精度化

ボリューム間の対応関係から変形パラメータを推定する場合，対応関係に誤り（誤対応）が含まれていると位置合わせ精度が低下してしまう．そこで，ここでは，3 次元 POC に基づく対応付けにおける誤対応を削減し，変形パラメータの推定精度を向上させるための手法について述べる．

4.1 基準点の選別

断層画像に造影する部位は撮影に利用した装置のモダリティによって異なる．レジストレーションにより両者に不足する情報を補完し合うことは，診断能の向上やより詳細な人体構造の把握につながるため，モダリティの異なるボリュームをレジストレーションする意義は大きい．しかし，モダリティが異なるボリュームデータに対して 3 次元 POC に基づく対応点探索を適用する場合，両者で位相情報が全く異なるような箇所に基準点を設定すると正しく対応点を求めることができず，誤対応となる．これを避けるため，2 つのデータ間で位相情報が共通するような箇所に基準点を配置する．例えば X 線 CT と MRI で位相情報が共通となるような部位としては，骨や皮膚などが挙げられるが，剛体レジストレーションにおいてはその運動が剛体変形で記述しやすい硬組織周辺を利用するのが望ましい．そこで本論文では，X 線 CT データのうち，骨に相当する CT 値（≥ 400[HU]）を持つボクセルに基準点を配置し，対応点探索を行う．CT 値は撮影装置や撮影環

境によって多少前後するが，一般的な値が概ね定まっており，これを参照することで部位の判別が可能である．また非剛体レジストレーションにおいては骨に加えて皮膚周辺（CT 値：約 −100 ∼ 0[HU]）にも基準点を配置する．

4.2 ロバスト推定の利用

前述の基準点選別に加え，POC 関数のピーク値に対して閾値を設けることでさらに誤対応を減らすことが可能である．3 次元ブロック間で計算される POC 関数は，両ブロックが類似しているほど高いピーク値を示す（1 に近付く）ため，ピーク値が低い対応点は信頼性が低いと考えることができる．そこで，本論文では，このピーク値に対して閾値を設定し，閾値を下回る対応点は誤対応として除外する．なお，実験では閾値を 0.1 としている．

しかし，実際には，ピーク値に対する閾値処理だけで全ての誤対応を除去することは困難である．そこで，提案手法では，対応関係に誤りが含まれていても高精度にパラメータを求めることができるロバスト推定手法として，RANSAC (RANdom SAmple Consensus) [17] を用いる．以下に，RANSAC を用いた剛体変形パラメータの推定手法を示す．

Step 1: 基準点と対応点のペアからランダムに 3 組選び，その 3 組から剛体変形パラメータの推定を行う．
Step 2: Step 1 で求めたパラメータに基づいて，全ての基準点に剛体変形を施す．
Step 3: 剛体変形された基準点とその対応点の距離が閾値以内ならば，これを inlier（外れ点でない点）に含める．
Step 4: inlier の個数を数える．
Step 5: Step 1〜4 を N_r 回繰り返す
Step 6: N_r 個の inlier 集合のうち最も要素数が多いものを用いて，変形パラメータを再推定する．

5. 実験・考察

提案するボリュームレジストレーション手法の性能評価を行う．まず，剛体レジストレーションと非剛体レジストレーションについて従来手法と性能比較を行い，提案手法では従来手法に比べて高精度かつ高速なレジストレーションが可能であることを示す．続いて，X 線 CT と MRI から得られたボリュームに対してレジストレーションを行い，提案手法がモダリティの違いにロバストであることを示す．

5.1 レジストレーション手法の性能評価

ここでは，歯科用 CT で撮影した顎部ボリュームデータを用いる．一人の被験者から異なるタイミングで取得した 4 つのデータを利用し，これらをそれぞれボリューム 1〜4 とする．そして，全ての組み合わせ (${}_4\mathrm{C}_2 = 6$ 組) に対して位置合わせを行った．再構成したボリュームは $128 \times 128 \times 128$ のボクセル数で構成され，$0.8 \times 0.8 \times 0.8$ mm の分解能をもつ．4 つのボリュームのうち 1 つは意図的に首を傾けて撮影されているため，比較的大きな位置ずれや歪みが加わっている．図 2 (a), (b) に実験にて使用したボリュームの一部を示す．

本実験では，剛体レジストレーションの従来手法として Studholme らの手法 [6] を利用した．これは，2 つのデータ間の正規化相互情報量 (Normalized Mutual Information: NMI) が最大となるように剛体変形パラメータを最適化する手法であり，医用データのレジストレーションにおいて一般に広く用いられている．非剛体レジストレーションでは Rueckert らの手法 [8] を従来手法として用いた．Studholme らの手法と同じく正規化相互情報量の最大化に基づく手法であるが，変形モデルとして FFD を利用しているため非剛体な歪みを補正することが可能である．

表 1: サブボクセル対応点探索におけるパラメータ

パラメータ	RR	NRR
基準点の個数	1,000	125,000
ブロックサイズ [voxel]	$32 \times 32 \times 32$	$16 \times 16 \times 16$
スペクトル重み付け関数	3 次元ガウス関数 ($\sigma = 0.5$)	
粗密探索の階層数	4	1
反復推定の回数	10	−

RR: 剛体レジストレーション
NRR: 非剛体レジストレーション

実験にあたり，POC に基づく対応点探索に用いたパラメータを表 1 に示す．Studholme ら，Rueckert らの手法における非線形最適化には BFGS (Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno) 法を用い，最適化計算における初期値は適当な値を手動で設定した．

レジストレーションの精度を評価するために，次の相関係数 (Correlation Coefficient: CC) を指標として用いる．

$$\mathrm{CC} = \frac{\sum_{\boldsymbol{n}}((f(\boldsymbol{n}) - \overline{f})(g(\boldsymbol{n}) - \overline{g}))}{\sqrt{\sum_{\boldsymbol{n}}(f(\boldsymbol{n}) - \overline{f})^2}\sqrt{\sum_{\boldsymbol{n}}(g(\boldsymbol{n}) - \overline{g})^2}} \qquad (26)$$

ただし，$\boldsymbol{n} = (n_1, n_2, n_3) \in B$ とし，B は相関係数を計算する際に考慮する領域である．本実験では，B をボリューム内における空気以外の領域としている．また，$\overline{f}, \overline{g}$ はそれぞれ $f(\boldsymbol{n}), g(\boldsymbol{n})$ のボクセル値の平均である．

実験方法としては，まず提案手法と従来手法を用いて剛体レジストレーションを行い，続いて剛体レジストレーションが済んだボリュームデータに対して非剛体レジストレーションを行った．このときの各レジストレーション手法の性能を相関係数により比較した結果を図 1 に示す．ボリューム 1, 2, 4 は自然な姿勢で撮影したものであり，ボリューム 3 は意図的に首を傾けて撮影したものである．相関係数による評価では 1 に近いほどレジストレーション精度が高いといえる．図 1 を見ると，提案手法は一部のボリュームの組み合わせを除いて従来手法と同等またはそれ以上の性能を示しており，高いレジストレーション精度を持っていることがわかる．また，本実験において，ボリュームデータ一組の剛体レジストレーションに要する時間は，Studholme らの手法が約 4 分であるのに対し，提案手法では約 1 分であり，提案手法によって約 75%の計算時間削減が達成されている．非剛体レジストレーションでは Rueckert らの手法が約 665 分，提案手法が約 6 分であり，約 99%の計算時間削減が達成されている．なお，両手法の実装には

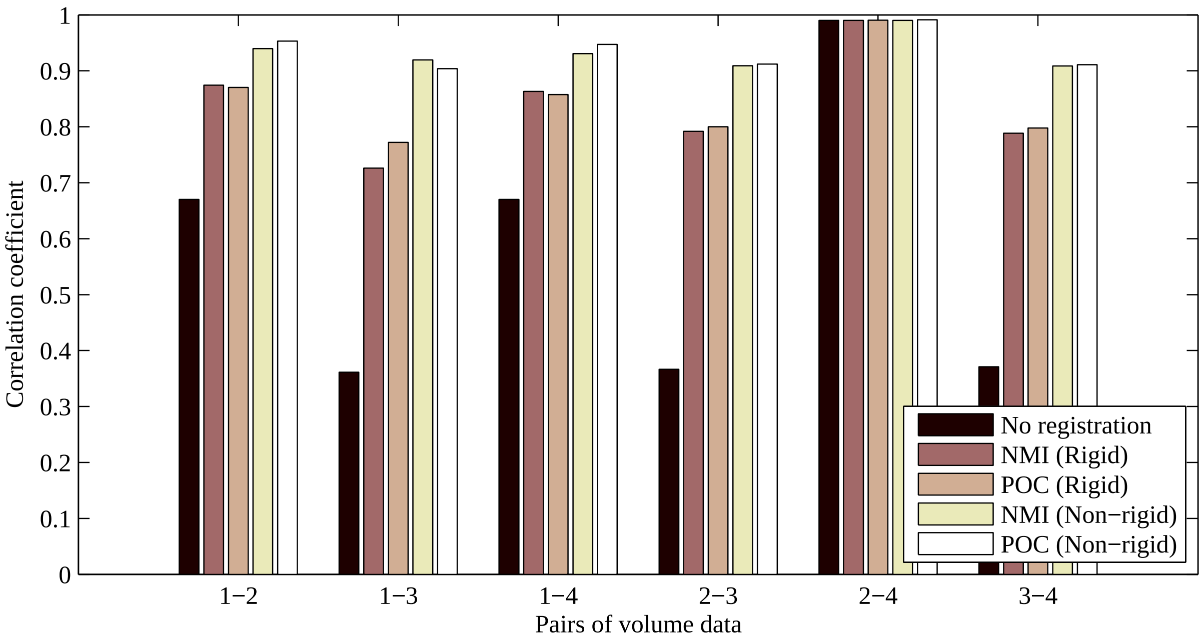

図 1: 相関係数による推定精度の比較

Matlab 7.4.0 を利用し，実験に使用した PC は CPU: Xeon (3.0GHz × 2), Memory: 16GB, OS: CentOS 4.7 である．このように，3 次元 POC に基づくボリュームレジストレーション手法は，精度，計算時間の両面において従来手法よりも優れていることがわかる．

提案手法によるレジストレーション結果を図 2 (c), (d) に示す．ボリューム 3 に変形を加えて補正したデータのコロナル像にボリューム 1 の輪郭線を重ねて表示した．ボリューム 1 と 3 の間には非剛体な変形が加わっているため，剛体レジストレーションのみでは図 2 (c) のように位置ずれが目立つ．このような場合には非剛体レジストレーションが必要であり，最終的には提案手法により図 2 (d) に示す通り非剛体なひずみが補正されていることがわかる．

5.2　マルチモーダルレジストレーション

X 線 CT と MRI のそれぞれで同一の被験者の頭部データを取得し，提案手法を用いて剛体レジストレーションを行った．ボリュームを再構成する際，ボクセル数を $512\times512\times512$，ボクセル分解能を $0.469\times0.469\times0.469$ mm としている． 図 3 (a), (b) に X 線 CT データおよび MRI データのアキシャル像，コロナル像，サジタル像を示す．図 3 (c), (d) は，提案手法によるレジストレーション結果である．図 3 (c) は，レジストレーション後の MRI 画像上に X 線 CT データの輪郭線を重ねたものであり，図 3 (d) では MRI 画像と X 線 CT 画像を格子状に交互に合成している．これらの結果より，モダリティが異なる場合でも提案手法によって高精度なレジストレーションが可能であることがわかる．

6.　むすび

本論文では，位相限定相関法を 3 次元に拡張し，これを用いたボリュームレジストレーション手法を提案した．提案手法では，3 次元ブロックマッチングによってサブボクセル精度でボリュームデータ間の対応付けを行うことで，高精度かつ高速なレジストレーションを実現している．提案手法は，モダリティの違いに対してもロバストに対応付けを行うことができ，また，非剛体レジストレーションにも容易に拡張することができる．タイミングを変えて取得した複数の X 線 CT および MRI データを用いて，提案手法が従来手法に比べて精度，計算時間の両面で高い性能を示すことを確認した．

参考文献

[1] 山形仁. 医用機器 II. コロナ社, 第 1 版, May 2006.

[2] C. R. Maurer Jr., J. M. Fitzpatrick, M. Y. Wang, R. L. Galloeay Jr., R. J. Maciunas, and G. S. Allen. Registration of head volume images using implantable fiducial markers. *IEEE Trans. Medical Imaging*, Vol. 16, No. 4, pp. 447–462, Aug 1997.

[3] P. J. Besl and N. D. McKay. A method for registration of 3-D shapes. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 14, No. 2, pp. 239–256, Feb 1992.

[4] A. Roche, X. Pennec, G. Malandain, and N. Ayache. Rigid registration of 3-D ultrasound with MR images: A new apploach combining intensity and gradient information. *IEEE Trans. Medical Imaging*, Vol. 20, No. 10, pp. 1038–1049, Oct 2001.

[5] F. Maes, A. Collignon, D. Vandermeulen, G. Marchal, and P. Suetens. Multimodality image registration by maximization of mutual information. *IEEE Trans. Medical Imaging*, Vol. 16, No. 2, pp. 187–198, Apr 1997.

[6] C. Studholme, D. L. G. Hill, and D. J. Hawkes. An overlap invariant entropy measure of 3D medical image alignment. *Pattern Recognition*, Vol. 32, No. 1, pp. 71–86, Jan 1999.

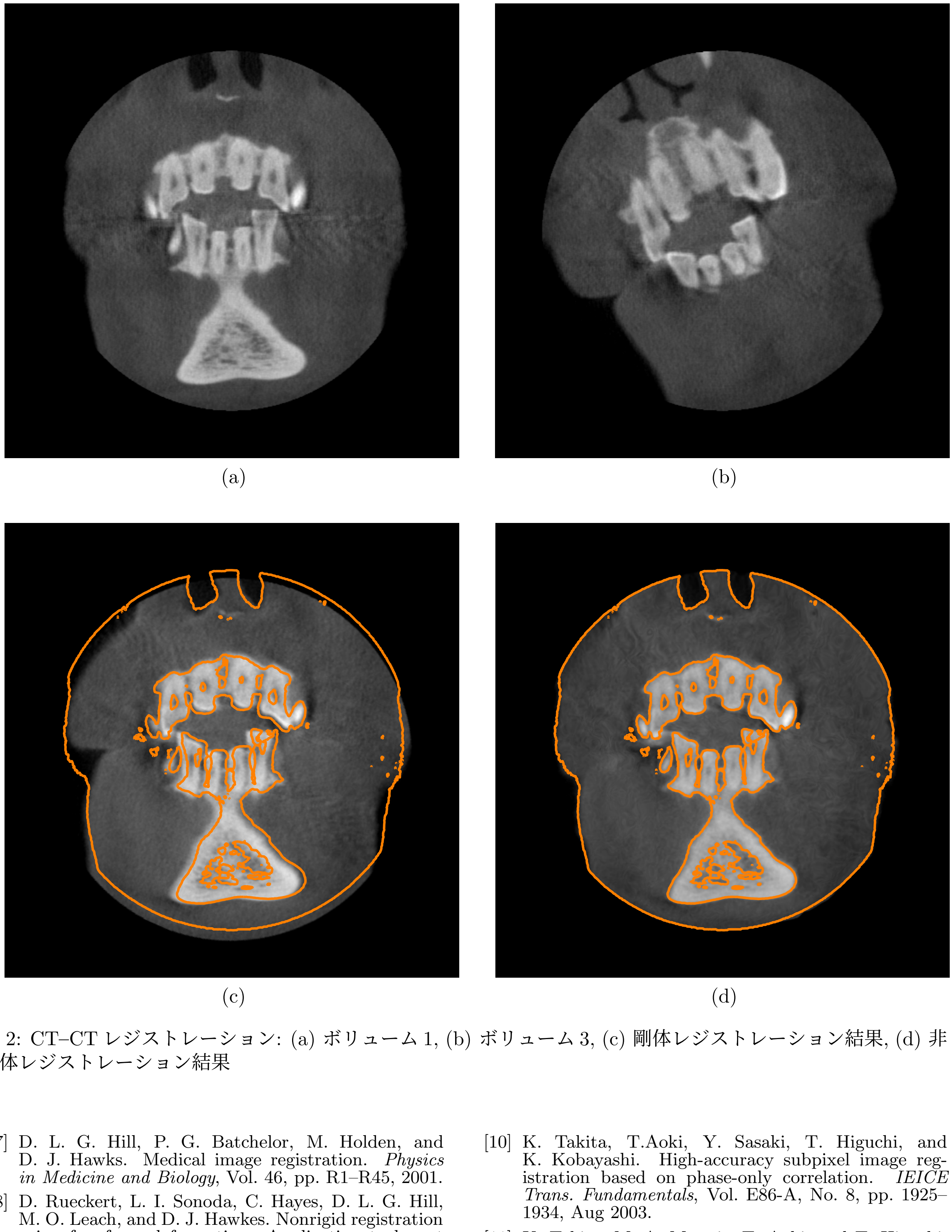

図 2: CT–CT レジストレーション: (a) ボリューム 1, (b) ボリューム 3, (c) 剛体レジストレーション結果, (d) 非剛体レジストレーション結果

[7] D. L. G. Hill, P. G. Batchelor, M. Holden, and D. J. Hawks. Medical image registration. *Physics in Medicine and Biology*, Vol. 46, pp. R1–R45, 2001.

[8] D. Rueckert, L. I. Sonoda, C. Hayes, D. L. G. Hill, M. O. Leach, and D. J. Hawkes. Nonrigid registration using free-form deformation: Application to breast MR images. *IEEE Trans. Medical Imaging*, Vol. 18, No. 8, pp. 712–721, Aug 1999.

[9] 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ンビジョン—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*, Vol. 1, No. 1, pp. 30–40, Jul 2007.

[10] K. Takita, T.Aoki, Y. Sasaki, T. Higuchi, and K. Kobayashi. High-accuracy subpixel image registration based on phase-only correlation. *IEICE Trans. Fundamentals*, Vol. E86-A, No. 8, pp. 1925–1934, Aug 2003.

[11] K. Takita, M. A. Muquit, T. Aoki, and T. Higuchi. A sub-pixel correspondence search technique for computer vision applications. *IEICE Trans. Fundamentals*, Vol. E28-A, No. 8, pp. 1913–1923, 2004.

[12] S. Nagashima, T. Aoki, T. Higuchi, and K. Kobayashi. A subpixel image matching technique using phase-only correlation. *Proc. IEEE*

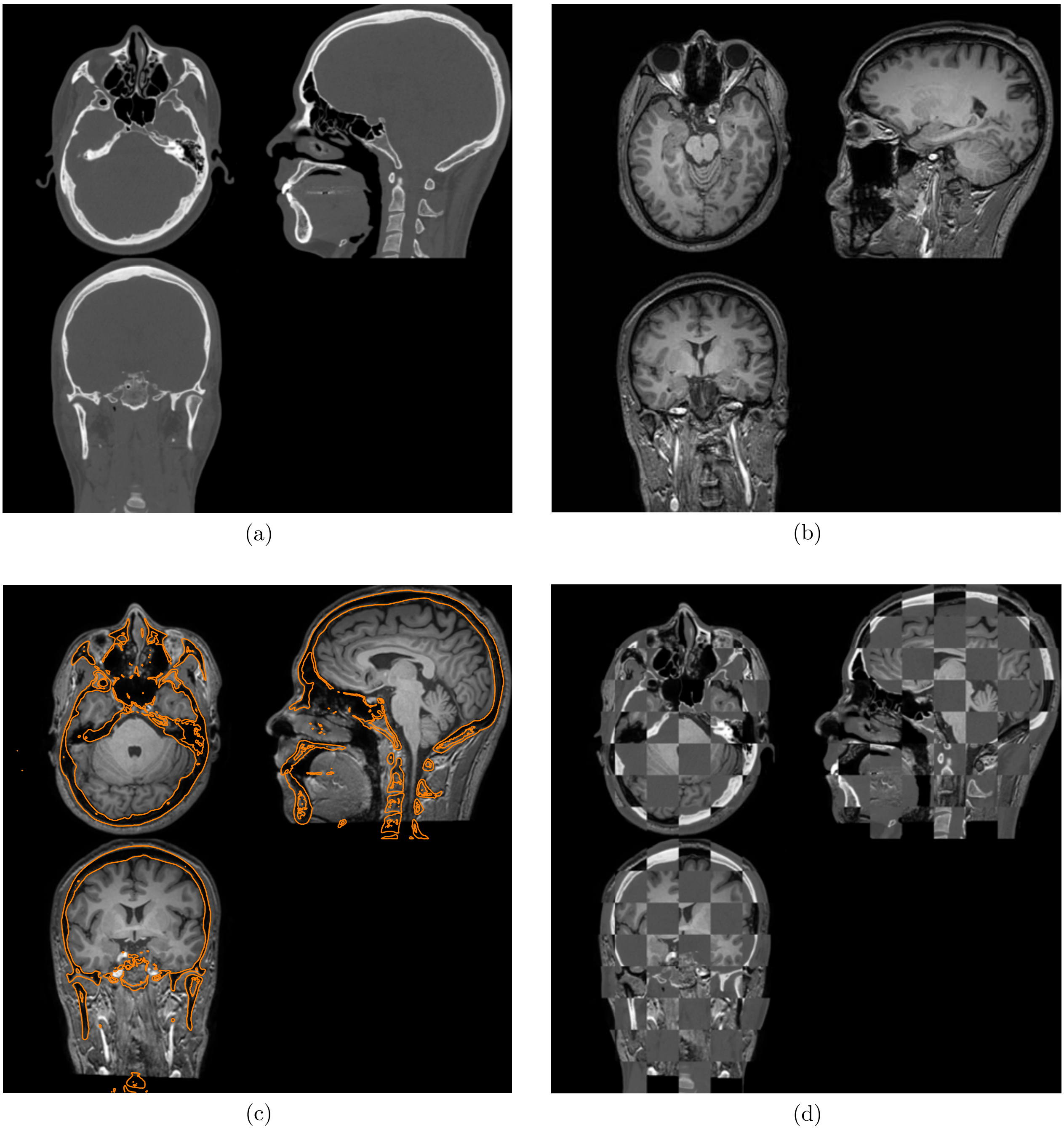

図 3: CT–MRI レジストレーション: (a) X 線 CT データ, (b) MRI データ, (c) レジストレーション結果（輪郭線を合成）, (d) レジストレーション結果（格子状に合成）

2006 Int. Symp. Intelligent Signal Processing and Communication Systems, pp. 701–704, Dec 2006.

[13] K. S. Arun, T. S. Haung, and S. D. Blostein. Least-squares fitting of two 3-D point sets. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. PAMI-9, No. 5, pp. 698–700, Sep 1987.

[14] S. Lee, G. Wolberg, K.-Y. Chwa, and S. Y. Shin. Image metamorphosis with scattered feature constraints. *IEEE Trans. Visualization and Computer Graphics*, Vol. 2, No. 4, pp. 337–354, Dec 1996.

[15] S. Lee, G. Wolberg, and S. Y. Shin. Scattered data interpolation with multilevel B-splines. *IEEE Trans. Visualization and Computer Graphics*, Vol. 3, No. 3, pp. 228–244, Jul 1997.

[16] D. R. Forsey and R. H. Bartels. Hierarchical B-spline refinement. *ACM Trans. Computer Graphics*, Vol. 22, No. 4, pp. 205–212, Aug 1988.

[17] M. A. Fischler and R. C. Bolles. Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartgraphy. *Comm. of the ACM*, Vol. 24, No. 6, pp. 381–395, Jun 1981.