# 輝度差の最小化に基づく画像の非剛体位置合わせ

浜岡 裕之<sup>†1</sup> 古川 亮<sup>†1</sup> 青山 正人<sup>†1</sup> 馬場 雅志<sup>†1</sup> 宮崎 大輔<sup>†1</sup> 青木 広宙<sup>†1</sup> 日浦 慎作<sup>†1</sup>

概要:心筋梗塞等の虚血性心疾患の診断と治療には、心臓の動きを解析することが有効である.我々は、一 心拍における心臓の3次元形状を時系列順に獲得できる心電図同期心臓CT 画像を利用した心筋の動態解 析を行うことを目指している.従来研究ではこのために心筋領域の境界線上の点から変形パラメータを推 定し、その境界線上の点を Free-Form Deformation(FFD)によって変形することで心筋運動を表現して いた.エッジ点の動きのみからパラメータを計算すると解が不安定となるため、安定化のために正則化項 が必要となるが、これは同時に誤差の原因にもなる.そこで本研究では、輝度差を基準とした非剛体位置 合わせを行う.データ内の輝度情報を偏りなくサンプリングし、それを基準に FFD の変形パラメータを 推定することで正則化項を使わずに安定した変形推定を行うことができる.

キーワード: Free-Form Deformation, 心電図同期心臓 CT 画像, 非剛体位置合わせ

# Image Non-rigid Registration for Minimizing Intensity Difference

Hiroyuki Hamaoka<sup>†1</sup> Ryo Furukawa<sup>†1</sup> Masahito Aoyama<sup>†1</sup> Masashi Baba<sup>†1</sup> Daisuke Miyazaki<sup>†1</sup> Hirooki Aoki<sup>†1</sup> Shinsaku Hiura<sup>†1</sup>

**Abstract:** For diagnosis and medical treatment of ischemic heart disease such as myocardial infarction, analysis of a motion of the heart is effective. In our lab, we are trying to conduct dynamic state analysis of the cardiac muscle from ECG-gated cardiac CT images which represents 3D geometry of the heart of a time series in 1 cardiac beats. In the previous work, the deformation parameter was estimated from the points on the boundary of an area of heart muscle by transforming the points by Free-Form Deformation(FFD) to another time-frame. Then, the transformation parameters are calculated only from motion of edge points, the regularization term is needed for stabilization. However, this causes other kind of error. Thus, in present work, the non-rigid registration on the basis of a intensty difference is performed. The intensity information in data can be sampled from all the spaces of the data, and deformation parameter of FFD, so that intensity differences at the sampled points are minimized.

Keywords: Free-Form Deformation, ECG-gated cardiac CT image, Non-rigid Registration

# 1. はじめに

日本における死因のうち,心疾患の割合は癌についで大 きい.その心疾患の中でも心筋梗塞が大部分を占めてい る[1].心筋梗塞や狭心症といった疾患は虚血性心疾患と 呼ばれるが,この疾患は心筋運動の異常が発生することが

<sup>†1</sup> 現在,広島市立大学 Presently with Hiroshima City Uniersity 多いので、早期発見には心筋運動を解析し、心筋収縮率を 把握することが有効である.心筋運動を解析する方法の一 つとして CT がある.CT は心臓を X 線により撮影するこ とによって心臓の様子を知るものである.我々のグループ でも、一心拍における心臓の 3 次元形状を時系列順に獲得 できる心電図同期心臓 CT[2] を利用した解析法を試みてい る [3].その研究では、パラメータによって形状データを 変形する FFD[4] という手法により、形状データを心電図 同期心臓 CT 画像のとおりに変形することで心筋運動を再 現し,心筋運動の解析を試みていた.この研究では,心筋 領域の境界を追跡することによって FFD の変形パラメー タを推定する.具体的には,心筋の境界面上の点をサンプ リングし,そのサンプル点を次の時相のサンプル点と対応 付け,対応した点同士の距離を最小になるような変形パラ メータを推定する.

この方法の問題点としては,対応点の距離最小化のみで はサンプル点から離れた制御点の位置を定められないた め,不安定な結果になる場合があることが挙げられる.上 記の研究では、FFDによる変形を最小にするという条件 (正則化条件)を加えることでこの不安定性に対処している が,この条件には位置合わせの誤差が生じる原因にもなる という問題点がある.

本研究では、制御点を安定させつつ位置合わせの誤差を 解消するような FFD の変形手法を提案する.対象データ は2次元画像および3次元ボリュームの時系列データとし、 入力データのサンプリングの際、心筋の境界だけでなく画 像あるいはボリューム全体から均等に点をサンプリングし、 サンプリングした点における輝度差を基準とした非剛体位 置合わせを行う.画像の全ての領域での輝度差を最小化す ることで、正則化パラメータを使わなくても、コスト関数 が全ての制御点に依存するようになり、制御点の不定性が 解消される.

非剛体位置合わせを医療に応用した研究は様々なものが ある.例えば、同じ部位を撮影した MR 画像と CT 画像 のずれの補正を目的としているもの [5][6] や、位置合わせ を肝臓がんの検出といった目的で利用しているもの [7] な どがある.これらの研究では、データの種類の違い等に対 処するために位置合わせの基準として相互情報量を利用し ているが、本研究では、時系列の CT 画像を対象としてお り、フレームごとの対応点の輝度変化は小さいと考え、輝 度の差を直接最小化している.

### 2. Free-Form Deformation による形状変形

Free-Form Deformation(FFD)[4] とは、形状データを 滑らかに変形させることのできる手法である.具体的には、 制御格子と呼ばれるパラメータ空間を用意し、パラメータ である各格子の交点つまり制御点を変化させることで格子 をゆがめ、空間全体を変形させる.簡単のため、2次元に おける FFD の例を図 1, 2 に示す.

以下の説明は 3 次元の場合について述べる. 3 次元空間 (x,y,z)内でパラメータである制御点  $\mathbf{P}_{ijk}$  を歪ませたい物体 に対して一定間隔に配置することで格子を形成する. i, j, kはそれぞれ x 方向, y 方向, z 方向のインデックスとする. セ グメント (格子によって分割された領域)の数を  $L \times M \times N$ 個とすると,制御点の数は  $L+1 \times M+1 \times N+1$ となる. x,y,zの範囲は  $0 \le x \le L$ ,  $0 \le y \le M$ ,  $0 \le z \le N$  と



Fig. 1 Before deformation.

図 2 変形後 (FFD) Fig. 2 After deformation.



Fig. 3 B-spline volume.

する.3次元空間上の点 (x, y, z)の変形後の座標 S(x, y, z)は、B スプライン曲面を拡張した B スプラインボリュームの式から求めることができる。B スプラインボリュームを図3に示し、その式を式 (1)に示す。

$$\mathbf{S}(x, y, z) = (S_x(x, y, z), S_y(x, y, z), S_z(x, y, z))$$
  
=  $\sum_{i=-1}^{L+1} \sum_{j=-1}^{M+1} \sum_{k=-1}^{N+1} \mathbf{P}_{ijk} \mathbf{B}$  (1)

$$\mathbf{B} = B^{3}(x-i)B^{3}(y-j)B^{3}(z-k)$$
(2)

ここで,  $B^{3}(x-i)$ ,  $B^{3}(y-j)$ ,  $B^{3}(w-k)$ は, 各軸に 対する 3 次の B スプライン関数であり, 次式で表される.

$$B^{3}(t) = \begin{cases} 0 & (t < -2) \\ \frac{(t+2)^{3}}{6} & (-2 \le t < -1) \\ \frac{-3t^{3} - 6t^{2} + 4}{6} & (-1 \le t < 0) \\ \frac{3t^{3} - 6t^{2} + 4}{6} & (0 \le t \le 1) \\ \frac{-(t-2)^{3}}{6} & (1 < t \le 2) \\ 0 & (2 \le t) \end{cases}$$
(3)

制御点は i, j, kのインデックスで指定されるが,全制御 点にグローバルな 1 次元のインデックスが付けられており, h 番目の制御点  $\mathbf{P}_h$  は各方向のインデックス  $(i_h, j_h, k_h)$  に おける制御点であるものとする.つまり  $\mathbf{P}_h \equiv \mathbf{P}_{i_h \ j_h \ k_h}$ である. hの範囲が 1 から S であるとすると,式 (1) の右 辺は,

$$\mathbf{S}(x, y, w) = \sum_{h=1}^{S} \mathbf{P}_h \mathbf{B}$$
(4)



図 4 変形にによる欠損 Fig. 4 Deficit by deformation.

$$\mathbf{B} = B^{3}(x - i_{h})B^{3}(y - j_{h})B^{3}(z - k_{h}) \quad (5)$$

となる.この式の x 成分は、次式で表すことができる.

$$S_x(x,y,z) = \sum_{h=1}^{S} i_h \mathbf{B}$$
(6)

式 (5) において, (*x*, *y*, *z*) で表される点が変形を行う前 の物体上の点であり,

$$(S_x(x, y, z), S_y(x, y, z), S_z(x, y, z))$$
 (7)

は変形を行った後の物体上の点である.変形を表すための パラメータは全制御点  $\mathbf{P}_h$ の位置である.

#### 2.1 変形による欠損部分の補間

本手法では、画素を移動することで画像を変形するが、 変形後の画像の画素のうち、変形前のどの画素とも対応せ ず、埋まらない画素が発生する.その例を図4に示す.埋 まらなかった画素は、周囲の画素のうち埋まっている画素 の平均をとることで埋める.

#### 3. 提案手法

従来の手法では、パラメータ推定の際、図5のように物 体のエッジ上の点をサンプリングし,原データのサンプル 点と目標データのサンプル点の距離を最小化する.この際, サンプリングする点の位置の偏りが原因でサンプル点から 離れた制御点が不安定になり、それを安定させる処置が誤 差を生み出している. そこで、本手法では、位置の偏りが ないように画像あるいはボリューム全体から一定間隔の画 素をサンプリングし、原データと目標データのサンプル点 の輝度差が最小になるように制御点の位置を最適化する. 処理の流れについて図6に示す.この推定によって求めた パラメータに FFD を適用することで各画素を移動させて 画像を変形する.最適化の際,画像の高周波成分によって 局所解に陥る場合があるので, ガウシアンフィルタによっ て画像を平滑化しておく. 平滑化すると細かな画像の変化 が消えてしまい、パラメータ推定の精度が落ちてしまうた め Coarse-to-fine 法によって精度を上げる. 今回の手法で は,最初は強く平滑化して変形することでおおよその位置 を合わせ、平滑化の程度を弱くすることで位置を合わせて いく.

この手法の流れを以下に示す.あらかじめ平滑化に使う ガウシアンフィルタの標準偏差 σ と繰り返し回数を決めて



図 5 従来研究におけるパラメータ推定

Fig. 5 Parameter estimation in previous work. <u>各点の輝度</u>最小化



図 6 提案手法におけるパラメータ推定





Fig. 7 Flow of registration.

おく.

- 原データと目標データを複数のグレイスケール画像として入力する.
- (2) σ の値を初期化する.
- (3) 平滑化とパラメータ推定を繰り返し,設定した回数ま で達すれば(4)へ進む.
  - (a) 原データと目標データを平滑化する.
  - (b) FFD のパラメータを推定する (式 9).
  - (c) σの値を更新する.
- (4) 推定したパラメータで変形させた画像を出力し,終了.

図7に処理の流れを示す.

#### **3.1** FFD パラメータ最適化の改良

従来の手法では検出した心筋領域の境界面上の点をサン プリングし,その点と次の時相のサンプル点の距離を最小 化することで FFD パラメータを求めていた.また,サン プル点から離れた制御点は正則化パラメータを使うことで 安定させていた.しかし,今回の手法では画像上の一定間 隔の画素をサンプリングし,そのサンプル点と,それに対 応する次の時相のサンプル点の輝度を最小化するような FFD パラメータを求める.この手法は画像またはボリュー ム全体から偏りなくサンプリングするので,変形前後の制 御点距離を最小化しなくても制御点が安定し,正則化パラ メータによる誤差をなくすことができる.

# LM 法による輝度差に基づいた FFD パラメータ最 適化

FFD で画像を変形して目標画像に近づけるためには, FFD のパラメータである制御点の位置を画像の輝度差が最 小になるように決定しなければならない.このため,非線形 最小二乗問題の解法である LM 法 (Levenberg-Marquardt Method)[8] を使って制御点の位置を決定する.

二枚の画像の輝度差を最小にするため、画像間で対応す るサンプル点の輝度差の二乗和の最小化を考える.  $\mathbf{p}$ を制 御点  $\mathbf{P}_h$ の各点の座標を並べたベクトルとする. 例えば 2 次元空間内に S 個の制御点 (u,v) が配置されている場合,  $\mathbf{p}$ は  $(u_1, v_1, u_2, v_2, \dots u_h, v_h, \dots u_S, v_S)$ となる.  $f_i(\mathbf{x})$ を 各サンプル点における目標データとのサンプル点輝度の 輝度差変化関数とする. ただし iはサンプル点のインデッ クスであり, H はサンプル点の数である.  $f_i(\mathbf{x})$ の二乗和  $F(\mathbf{p})$ は,

$$F(\mathbf{p}) = \sum_{i=1}^{H} f_i^2(\mathbf{p}) \tag{8}$$

となる.**p**における  $F(\mathbf{p})$  の最小化を考えたとき,LM 法 では,式(9)を使うことで**p**に関する輝度差の2乗和を最 小化できる.ただし,**Δp**を最適化で変化させる**p**の変化 量,**f**を  $f_i(\mathbf{x})$ で構成された  $H \times 1$ のベクトルとし,**J**を  $f_i(\mathbf{x})$ のヤコビ行列とする.

$$[\mathbf{J}^{\mathrm{T}}\mathbf{J} + \lambda^{2}\mathbf{I}]\mathbf{\Delta p} = -\mathbf{J}^{\mathrm{T}}\mathbf{f}$$
<sup>(9)</sup>

 $\lambda$ が 0 ならば Newton-Gauss 法と式が一致し,  $\lambda$ が十分 大きければ  $\Delta \mathbf{p}$ の方向は Fの勾配と一致する. つまり, 最 急降下法となる. 最初は  $\lambda$ の初期値を  $\mathbf{J}^{\mathrm{T}}\mathbf{J}$ の成分の平均よ りも大きめの値に設定して最急降下法で解を探し,  $\lambda$ を変化 させながら  $\Delta \mathbf{p}$ を反復的に計算することで Newton-Gauss 法に切り替える. 反復によるパラメータの変化が一定以下 になった場合に収束とし, その基準を  $\epsilon$ とする.

以下に流れを示す.

- $(1)\lambda$ , **p**の初期値を設定し,  $\Delta \mathbf{p} = \mathbf{0}$ とする.
- (2) パラメータが p のときの f, J を求める.
- (3)式(9)を解き、Δpを求める.
- (4) p + Δp を新たな p として更新する.また, λ を更新 する.
- (5) 設定した反復回数まで達するか、 $||\Delta \mathbf{p}|| < \epsilon$ なら  $\mathbf{p} \in \mathbf{k}$ 解として終了する.そうでなければ 2 へ戻る.

#### 3.3 ヤコビ行列の求め方

LM 法で使用するヤコビ行列を求めるには,FFD のパ



Fig. 8 Undeformed data(a), deformed data(b), target data(c).

ラメータ p に関する輝度差変化 f の微分を求めなければな らないが、今回の場合 f の式を求めるのは困難である.そ のため、実際にパラメータを入力し、画像を変形させるこ とで輝度差の変化を計算する.

図8にそれぞれ変形前画像,変形後画像,目標画像にお けるサンプル点と制御点の状態を示す.  $\mathbf{x}$ を変形前におけ るパラメータ,  $\mathbf{x}'$ を変形後におけるパラメータ,つまり  $\mathbf{x}$ の要素のうちの一つ $x_j$ に微小な値hを加えたパラメータ とする.  $a_i$ ,  $a'_i$ ,  $b_i$ はそれぞれ変形前画像,変形後画像, 目標画像の各サンプル点における輝度とすると, $\mathbf{x}$ におけ る $\mathbf{f}$ は

$$f_{1}(\mathbf{x}) = |b_{1} - a_{1}|$$

$$f_{2}(\mathbf{x}) = |b_{2} - a_{2}|$$

$$\vdots$$

$$f_{H}(\mathbf{x}) = |b_{H} - a_{H}|$$
(10)

となり, x' における f は

$$f_{1}(\mathbf{x}') = |b_{1} - a'_{1}|$$

$$f_{2}(\mathbf{x}') = |b_{2} - a'_{2}|$$

$$\vdots$$

$$f_{H}(\mathbf{x}') = |b_{H} - a'_{H}|$$
(11)

となる.

微分の差分近似を利用して,ヤコビ行列 **J**の成分 (*i*, *j*) は

$$\frac{\partial f_i}{\partial x_j} = \frac{f_i(\mathbf{x}') - f_i(\mathbf{x})}{h} \tag{12}$$

と表す.

#### 3.4 Coarse-to-fine 法による高精度化

画像にエッジが多いと,解が局所解に落ち込んでしま い,正しい解が得られないことがある.これを防ぐため, Coarse-to-fine 法によってパラメータ推定の精度を上げる. 最初は画像を強めにぼかしおおまかに変形を行う.その後 徐々にぼかし具合を弱くしながらパラメータ最適化を繰り 返すことで最終的な解を得る. 情報処理学会研究報告 IPSJ SIG Technical Report

本研究では、ガウシアンフィルタを使って原画像と目標 画像の平滑化を行う. ぼかしの強さはガウシアンフィルタ の標準偏差σを変化させることで調節する.

## 4. 実験

本節では,提案手法を用いた FFD パラメータ推定の実 験とその結果に対する考察を述べる.実験に関しては,始 めに2次元データを使用したパラメータ推定を実験を行い, 次に3次元データを使用した実験を行った.

#### 4.1 2次元データを用いた実験

時相の違う二つの CT 画像 (2 次元) を用意し,実験を 行った.この実験では,二つの事例を扱う.

この実験を行うにあたってあらかじめ決定すべきパラ メータを述べる.

サンプル点数はのピクセル数の 1/4 とする. この実験 で使う画像のサイズは全て 512×512 なので,サンプル点 数は 128×128 とした. 画像内のセグメント数  $L \times M$  を  $6 \times 6$  とする. 画像を囲むように制御点を配置するので, セグメントを 2 個追加する. このため,セグメント総数は  $8 \times 8$ ,制御点の数は  $9 \times 9$  とした. ヤコビ行列を求める 際のパラメータ変化量 h については,画像内のセグメント 数を 6 としたので,FFD の考え方から画像領域の左端が (0,0),右上が (6,6) となるような座標系を考え,その座標 上における 0.1 をパラメータ変化量とした. パラメータ推 定の反復回数 n は 11 回とした. Coarse-to-fine 法で利用 するガウシアンフィルタの標準偏差  $\sigma$  については,初期値 を 21 とし,一回の反復により 2 ずつ減少させた.

この実験では、一回の反復ごとに各データを観測した.

実験の結果を図 9,図 10 に示す.各図において,(a)が 全画素における輝度差総和の変化を表したグラフである. ここでは,各画素の最大値は 255 である.Coarse-to-fine 法によって輝度差が段々と少なくなっていることがわかる. (b),(c),(d)はそれぞれ元データ(変形前),変形後,目 標データである.(e),(f)は各画素における目標画像との 輝度差を表した画像である.明るい部分では輝度差が大き い.この図より,心臓の内壁や外壁の形が目標データに近 づいていることがわかる.

(g) はパラメータの変化をベクトルとして表したもので ある.(0,0) が画像左下にあたる.これらから,正則化な しでも心臓の領域から離れた端の制御点が安定しているこ とがわかる.これは,文献 [4] において正則化なしでは端 の制御点の挙動が不安定であったことと対照的であり,画 像全体の輝度差による位置合わせの利点といえる.

#### 4.2 3次元データを用いた実験

時相の違う二つの心電図同期心臓 CT ボリューム (3 次元)を用意し,実験を行った.この画像は本来 x, y 方向の

空間サイズが 512×512 ピクセルであったが、心臓の領域 が写っていない端部分の80ピクセル分を取り除いた.ま た,この画像の z 方向のサイズは 86 であったが,この状 態では画像の画素と画像間の距離の違いからボクセルの各 辺の長さの比が違うので、線形補間によって画像を補間す ることでボクセルの各辺の長さを1:1:1にした.線形補間 によって z 方向のサイズは 275 となったが, x, y 方向のサ イズは 352 × 352 なので,各方向のサイズを合わせるため 一面黒の画像を補間した.このため,ボリュームデータの サイズは 352 × 352 × 352 となっている.次に,この実験 で与えたパラメータを述べる. ボリュームデータを処理す るので,実行時間を考慮し,調整を行った.サンプル点数 は一辺のボクセル数の1/10とした. 今回使用した CT 画 像のサイズは 352 × 352 × 352 なので, 35 × 35 × 35 とし た. 画像内のセグメント数 $L \times M$ を $6 \times 6$ とする. 画像 を囲むように制御点を配置するので,セグメントを2個追 加する.このため、セグメント総数は8×8、制御点の数 は9×9とした.ヤコビ行列を求める際のパラメータ変化 量hについては、画像内のセグメント数を6としたので、 FFD の考え方から画像領域の左端手前が (0,0,0), 右上奥 が(6,6,6)となるような座標系を考え、その座標上におけ る 0.2 をパラメータ変化量とした.パラメータ推定の反復 回数nは3回とした. Coarse-to-fine 法で利用するガウシ アンフィルタの標準偏差 $\sigma$ については、初期値を5とし、 一回の反復により2ずつ減少させた.

実験の結果を図 11 に示す. (a) が全ボクセルにおける 輝度差総和の変化を表したグラフである.ここでは,各画 素の最大値は 65535 である.こちらも Coarse-to-fine 法 によって輝度差が段々と少なくなっていることがわかる. (b), (c), (d) はそれぞれ元データ (変形前),変形後,目 標データである.心臓から離れた制御点が安定しているこ とがわかるが,この図だけでは変形の様子がわかりにくい ため, (e), (f), (g) に断面図を用意した.この図は z=160 の画像である.また, (h), (i) に各ボクセルにおける目標 画像との輝度差を表した画像を示した.明るい部分では輝 度差が大きい.この図より,心臓の内壁や外壁の形が目標 データに近づいていることがわかる.

#### 4.3 考察

4.1 節で 2 次元のデータを用いた実験を行った. 図 9(a) のグラフより,この実験データでは最初の最適化で輝度差 が一度増加し,その後減少していることが確認できる.こ れは,一度平滑化して最適化されたためである,グラフの 数値を計算した際は平滑化されていない画像を使用してい るので,最適化の際は輝度差が減少してもこのグラフ上で は輝度差が上昇している.

4.2 節では CT 画像を用いた実験を行った.図 11(f)の 変形後の断面図をを見ると、心臓の内壁部分の形状がやや

情報処理学会研究報告 IPSJ SIG Technical Report



- 図 9 2 次元データを使用した実験の結果 (事例 1). (a) 輝度差変化, (b) 変形前, (c) 変形後, (d) 目標, (e) 変形前の誤差 ((b)-(d) 間の差分), (f) 変形後の誤差 ((c)-(d) 間の差分), (g) パラメータ移動ベクトル
- Fig. 9 Result of experimentation using 2D data(case 1). (a)intensity difference transition, (b)undeformed data, (c)deformed data, (d)target data, (e)undeformed data(difference between (b) and (d)), (f)deformed data(difference between (c) and (d)), (g)parameter transfer vector.



- 図 10 2 次元データを使用した実験の結果 (事例 2). (a) 輝度差変化, (b) 変形前, (c) 変形後, (d) 目標, (e) 変形前の誤差 ((b)-(d) 間の差分), (f) 変形後の誤差 ((c)-(d) 間の差分), (g) パラメータ移動ベクトル
- Fig. 10 Result of experimentation using 2D data(case 2). (a)intensity difference transition, (b)undeformed data, (c)deformed data, (d)target data, (e)undeformed data(difference between (b) and (d)), (f)deformed data(difference between (c) and (d)), (g)parameter transfer vector.

異なっているが,これは制御点の数が少なく形状を表現し きれていないからである.このため,制御点を増やしてよ り細かな変形ができるようにすれば形状はより目標に近づ くと考えられる.



- 図 11 3 次元データを使用した実験の結果. (a) 輝度差変化, (b) 変形前, (c) 変形後, (d) 目標, (e) 変形前 (断面), (f) 変形後 (断面), (g) 目標 (断面), (h) 変形前 (差分), (i) 変形後 (差分)
- Fig. 11 Result of experimentation using 3D image. (a)intensity difference transition, (b)undeformed data, (c)deformed data, (d)target data, (e)undeformed data(slice), (f)deformed data(slice), (g)target data(slice),(h)undeformed data (difference between (e) and (g)), (i)deformed data(difference between (f) and (g)).

全体を通して,輝度差のグラフより Coarse-to-fine 法で は最初の最適化で輝度差が大きく減少し,その後の最適 化では微調整を行っていることがわかった.ここで調整さ れる値は微量である.図9(a)のように輝度差が一旦増加 する例もあるが,対象データと許容する誤差によっては Coarse-to-fine 法における微調整をなくすことで処理時間 を短縮できる可能性がある.

## 5. 結論

本論文では、心電図同期心臓 CT 画像を利用した心臓の 動態解析等のための新たな手法をとして、輝度情報を用い た非剛体位置合わせを提案した.本手法では、画像の全て の領域からから偏りなく輝度情報をサンプリングし、原 データと目標データの輝度差を LM 法によって最小化する ことにより、変形パラメータを安定的に求め、精度の上昇 を目指した.また、パラメータ推定の際、Coarse-to-fine 法を使うことで高精度化を行った.そして、その手法の効 果を確認するため、パラメータ推定実験を行った.実験に より、制御点を安定させつつ変形パラメータを求め、画像 を変形することができた.

心臓の動態解析では3次元データを扱う必要があるので, 計算時間は膨大である.このため,今後の課題として計算 時間の短縮が挙げられる.計算時間短縮の方法としては, まずパラメータの検討が挙げられる.サンプル点数,制御 点数,微分の際のパラメータ変化量といったパラメータを 画像に合わせて設定することで計算時間の短縮と精度の上 昇が期待できる.他には,例えば今回の心臓の解析に適用 するのであれば,あらかじめ解析に必要な心筋領域を抽出 して画像の大きさを小さくするとよい.

今回は心臓周辺の領域を人の手で切り出したが、今後は 領域抽出を自動化することでより効率的な処理ができる. また、今回の研究では一症例しか扱わなかったので、他の 症例についてもこの手法を適用し、有効性を検証する必要 がある.

#### 参考文献

- 鵜飼 裕司,仁木 登,佐藤 均,渡辺 滋: "ヘリカル CT 画 像を用いた冠動脈石灰化検診支援システム",電子情報通 信学会論文誌,D-II,情報・システム,II-パターン処理, vol.J83-D2, No.1, pp.342-350, 2000
- [2] 山本 修司,濱田 星紀,高塀 一成,内藤 博昭,松本 貴, 小縣 裕二,中西 省三: "ハーフセコンドマルチスライス CT による retrospective ECG-gate 法の性能評価:動態 ファントムによる容積測定実験",日本放射線技術學會雜 誌, Vol.58, No.1, pp.94-100, 2002
- [3] 生藤 雅俊,鈴木 雄策,青山 正人,古川 亮,日浦 慎作, 浅田 尚紀,國田 英司,山本 秀也,木原 康樹:"心電図同 期心臓 CT 画像における心筋の動態解析のための FFD 正則化パラメータの検討",画像の認識・理解シンポジウ ム (MIRU2011) 論文集,vol.2011, pp.290-297, 2011
- [4] 真川 純,高松 淳,池内 克史:"局所的位置合わせと Free-Form Deformation を用いた三次元形状解析",情報処理 学会研究報告,CVIM,コンピュータビジョンとイメー ジメディア,Vol.2007,No31,pp.261-268,2007
- [5] Y.-W. Chen, R. Xu, S.-Y. Tang, S. Morikawa, Y. Kurumi: "Non-rigid MR-CT Image Registration for MR-Guided Liver Cancer Surgery" Complex Medical

Engineering, 2007. CME 2007. IEEE/ICME International Conference on, pp.1756-1760, 2007

- [6] Rui XU, Yen-Wei CHEN, Songyuan TANG, Shigehiro MORIKAWA, Hasnine Akter HAQUE, Yoshimasa KURUMI: "3D Non-rigid Image Registration Algorithm for MR-Guided Microwave Thermocoagulation of Liver Tumors" Medical imaging technology, vol.25, No.4, pp261-276, 2007
- [7] 脇田 悠樹,目加田 慶人,林 雄一郎,井手 一郎,村瀬 洋:"多時相 X 線 CT 像の時相間濃度特徴に基づく肝臓が ん検出"コンピュータ支援画像診断学会論文誌,Vol.10, No.1,2007
- [8] 坂本 博康, 桑原 梓, 松本 勝哉, 速水良晃:"レーベンバー グ・マルカート法の高速化の一方法", 電子情報通信学 会技術研究報告. NLP, 非線形問題, Vol.102, No.725, pp.53-58, 2003