

O 4 – 3

パラメトリック固有空間法を用いた 同一被験者腹部 X 線 CT 画像の位置合わせ

○ 澤田匡秀 †, 目加田慶人 †, 鳥脇純一郎 †, 村瀬洋 ‡
○ Masahide SAWADA † Yoshito MEKADA † Jyunichiro TORIWAKI †
and Hiroshi MURASE ‡

†: 中京大学大学院情報科学研究科, h10908m@st.chukyo-u.ac.jp

{y-mekada, jtoriwak}@sist.chukyo-u.ac.jp

‡: 名古屋大学大学院情報科学研究科, murase@is.nagoya-u.ac.jp

<要約> 近年の X 線 CT 装置の目覚ましい発展により、患者一人から得られる 3 次元医用画像枚数が非常に膨大な量となっている。そのため、治療行為における基本手法である経時画像の位置合わせが医師にとって非常に大きな負担となっている。そこで本稿ではパラメトリック固有空間法を用いることによってこの問題の解決を図った。画像全体の位置合わせではなく、病変領域など予め位置を合わせたい部位が決まっている場合にその濃淡情報を低次元の固有空間に投影し、固有空間内の距離で画像間の類似度を測り、対応付けを行うものである。実験では撮影の際に起こりうる剛体変形として 3 自由度を考慮し、同一被験者のそれぞれ撮影時期の異なる 3 つの画像を用いた。非造影画像と門脈相画像を用い、腹部のような臓器変形が大きい部位においても高速な位置合わせが実現できることを確認した。

<キーワード> 固有空間法、剛体位置合わせ、3 次元医用画像

1. はじめに

近年 X 線 CT 装置の高精度化が著しく進んでいる。それに伴い患者一人当たりから得られる 3 次元医用画像枚数が非常に膨大なものとなっている。そのため、治療計画の立案や画像診断といった治療時における基本行為である「過去の画像と現在の画像間の対応付け」が医師にとって非常に大きな負担となっている。これらの問題を解決手法として従来は正規化相互関連[1]等が提案されているが、この手法は位置合わせの精度は正確であるものの、多くの計算時間を要してしまうと言う問題がある。実際の臨床の場では高速な位置合わせを望む声があるため、速度を優先し人手で修正可能な数 mm 程度の誤差での位置合わせを行うことを目的とした手法が望まれる。さらに、撮影毎に画像の座標系に対して異なる位置で画像化され、さらに病状の進行具合によって人体自体が変形しているため、これらに対処できる位置合わせ手法が望まれる。本稿では、このような変形

を伴う画像間の位置合わせを剛体レジストレーションとして扱い、パラメトリック固有空間法に基づく、平行移動と回転移動を組み合わせた位置合わせについて提案する。

また、文献[2]においては同手法を胸部に対して用いていたが、より臓器変形の大きい腹部への適用可能性を探ることを目的とする。

2. パラメトリック固有空間法[2][3][4]

2.1 概要

パラメトリック固有空間法とは、少ない記憶容量で 3 次元物体を 2 次元画像の集合体として記述することで、2 次元画像例から物体のアピアランスを学習し、3 次元物体を 2 次元照合により認識することを目的として村瀬らにより提案された手法である[5]。これは、学習段階と認識段階の 2 つの段階で構成されている。学習画像の固有ベクトルを各軸とした多次元で表現された固有空間に各スライスを投影

し、スライスの連続する変化を多様体として表現する。この多様体と入力画像の多様体との距離により、画像間のマッチングを行う手法である。多様体の表現例及びマッチング例を図 1 に示す。

2.2 学習段階…固有空間生成

学習画像各スライスに対し、画素値を特徴量とした特徴ベクトル \hat{x} を $x = (\hat{x} - \bar{\hat{x}}) / \|\hat{x} - \bar{\hat{x}}\|$ により大きさ 1、平均 0 になるように正規化する。この各ベクトルを行、画像のスライス枚数を列とした行列 X を以下のように作成する。

$$X = (x_1, \dots, x_N) \quad (1)$$

ここで、 $n (=1, 2, \dots, N)$ は CT 画像のスライス番号である。次に自己相関行列 XX^T により各画像の固有値、固有ベクトルを算出する。そして自己相関行列 XX^T の上位 K 個の固有値に対応する固有ベクトル e_i ($i=1, 2, \dots, K$) を各軸とした K 次元の固有空間を生成する。その後、学習画像に対して様々なパターンでの変形を施したものを作成する。次式により各特徴ベクトル $x_{n,p}$ を固有空間上の点 $g_{n,p}$ に投影する(図 1)。投影点は K 次元超球面上に分布することとなる。

$$g_{n,p} = (e_1, e_2, \dots, e_K)^T x_{n,p} \quad (2)$$

なお p ($p = 1, \dots, P$) は画像の平行移動と回転の剛体変形パラメータであり、位置合わせを行う 2 画像間の人体全体の位置ズレに対応するために、 x_n に加えるものである。そして、投影点列 $g_{n,p}$ を繋ぎ合わせて学習画像の各スライスを連続する多次元曲線多様体として表現し、これを固有空間内で 1 つの連続する画像として扱う。

2.3 認識段階…位置合わせ処理

認識段階では先程処理を施した学習画像に対応付けを行う、入力画像に対して処理を施す段階である。入力画像各スライスに対し、画素値を特徴量とした特徴ベクトル \hat{y} を $y = (\hat{y} - \bar{\hat{y}}) / \|\hat{y}\|$ により大きさ 1、平均 0 になるように正規化する。正規化後、 i 個のスライス画像の各特徴ベクトル y_i を元に学習段階で生成した固有空間上の点 z_i に以下の式を用いて投影し多様体を形成する。

$$z_i = (e_1, e_2, \dots, e_K)^T x_i \quad (3)$$

z_i と $g_{n,p}$ の類似度を次のように定義する。

$$d_u^{(i)}(\theta) = z_i^T g_{n,p} \quad (4)$$

最後に、学習・入力画像の投影点間距離を計測し、その距離が最小のものを同一画像とする。

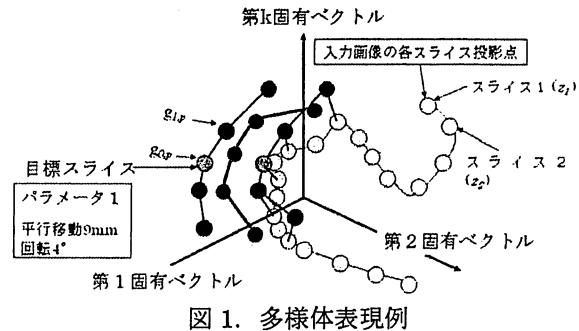


図 1. 多様体表現例

3. 実験

本稿では同一被験者の、それぞれ撮影時期の異なる 3 つの腹部 X 線 CT 画像のうち、非造影、門脈相のものを使用した。なお、門脈相とは造影剤投与後 60 から 70 秒後に CT 撮影されたものであり、肝臓内の門脈が視認できる画像のことである。最初に撮影された画像が Abdo1、Abdo1 から 5 カ月後に撮影された画像が Abdo2、Abdo2 から 3 カ月後に撮影された画像が Abdo3 である。それぞれスライス枚数は約 307 枚であり、スライス内解像度 0.61, 0.25, 0.644mm、再構成間隔 1mm、スライス厚 1mm である。

実際の位置合わせで用いた固有ベクトルの画像化例を図 2 に示す。この画像は、学習画像に対してスライス内解像度を 5mm、体軸方向の解像度が 1mm となるように補間を行った。また、平行移動を加えた際に再構成された腹部以外の領域を参照しないように、マスク処理により画像中心部を抜き出し、これを実験対象とした。ベクトル化する領域は各スライスの中心から半径 100mm 円内の領域を指定したものである。このとき各特徴ベクトルは 1237 次元であった。固有値の大きいほうから固有空間上に投影した数、つまり固有空間次元数は実験的に 20 次元とした。これは、元々 512×512 次元の画像間対応付けを 20 次元の特徴ベクトルを使って求めたことになる。なお、移動量は平行移動が肩方向にそれぞれ 0mm, ± 3 mm, ± 6 mm, ± 9 mm であり、回転変形は背腹方向を回転軸にそれぞれ 0° , $\pm 2^\circ$, $\pm 4^\circ$ の組み合わせの 35 パターンである。

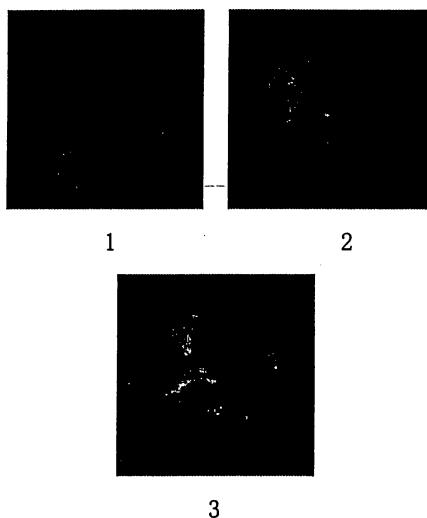


図 2. 固有ベクトル例. 固有ベクトルを 0 から 255 に正規化して表したものである.

4. 結果と考察

画像間の距離を最小にする変形パラメータを求める際には、位置合わせ目的スライスとその前後5mm, 10mm離れたスライスの固有空間内での距離を用い、その総和が最小となる変形パラメータを結果とした。目視評価では、画像中心部の画像の類似の程度を基準とした。

結果の一例を図 3, 4 に示す。図 3 は非造影、図 4 は門脈相での結果である。図 3(a)に対応するスライスとして同図(b)が選択された。図 4 についても同様である。

今回は平行移動と回転移動を組み合わせての位置合わせを行ったが、それら単独の場合と比べて共に良好な結果が得ることができた。図 5 に対応付けられた各 2 画像をチェックボード表示し、画像のずれがあることを示す。図 5(a)に非造影、(b)に門脈相での画像を示す。その理由は吸気量の違いなどに影響される臓器自体の変形と本実験では考慮していない体軸周りの回転などが予想される。また、人手による位置合わせ結果が非造影では 71 枚目であり、下腹部方向に 4mm ずれているものの、目標通り数 mm 以内の誤差にとどめることができた。門脈相では目視結果は 72 枚目となり、下腹部方向に 8mm とやや大きくずれるものとなった。門脈相での結果が非造影での結果に比べ誤差が大きくなっている原因として、撮影時における造影剤の浸透程度の違い、手術で摘出した領域による臓器形状の変化が考えられる。位置合わせ自体はおおむね良好な結果が得られたといえる。ただし、画像間の変形が著しい場合

の位置合わせには問題が残されている。

また、回転変形を施した際の距離評価尺度の検討を行った。これは各パラメータで回転変形を施した際、パラメータ毎に投影点間距離が回転により多様体の両端に向かうにつれ、大きなばらつきが出ないかどうかを確認したものである。各回転パラメータによる距離結果を図 6 に示す。横軸は入力画像のスライス番号を、縦軸は各スライスとの距離を表している。表中のグラフ線は上から順に 0, 2, 4[°] である。また、画像間距離が最小となったスライス番号に対し垂線を引いた。グラフより変形パラメータ毎に両端に向かうにつれ距離が変化してゆくこともなくほぼ均等に距離が変化しており、位置合わせパラメータとして回転が有効であることが示された。

位置合わせに要した計算時間は Intel®Core™2 Duo, U9300@1.20GHz, メモリ 4G の計算機で平均 0.3 秒と、従来通りの高速な位置合わせが行えた。

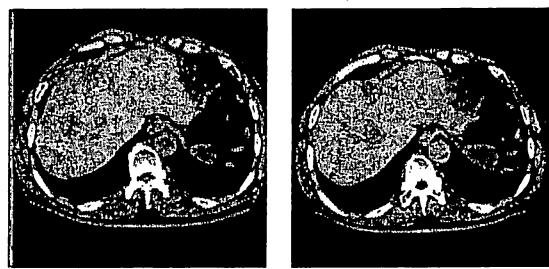


図 3. 非造影位置合わせ結果([スライス番号])

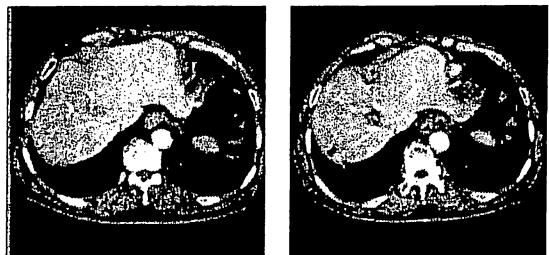


図 4. 門脈相位置合わせ結果([スライス番号])

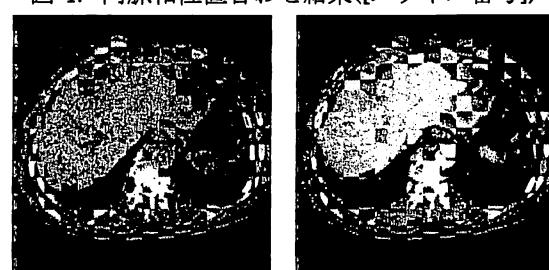


図 5. チェッカーボード表示

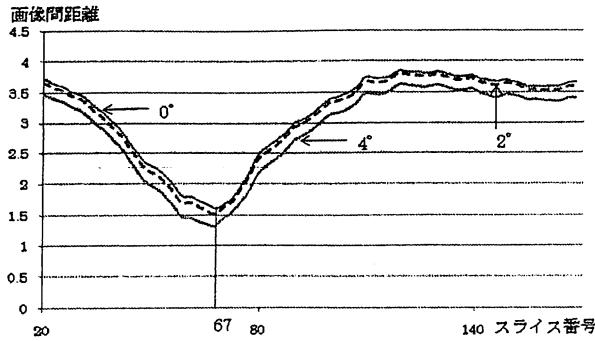


図 6. 距離評価尺度

5. まとめ

本稿では、パラメトリック固有空間法による腹部X線CT画像の肩方向2自由度の平行移動と背腹方向1自由度の回転に対応した剛体位置合わせについての実験を行った。その結果臓器変形の大きい腹部においても、画像間に極端な変形がなければ十分な精度での位置合わせが可能であることが分かった。また、本手法最大の特性である位置合わせ計算時間に関しても、従来通りの高速な計算が可能であることが確認された。

今後の課題として、位置合わせ対象スライスをランダムに変更し、それによる影響を調べ本手法が汎用性を持っているかを確認することがあげられる。

謝辞

日頃より熱心にご討論頂く、中京大学目加田研究室の諸氏に深く感謝する。本研究の一部は日本学術振興会科学研究費補助金、JST戦略的創造研究推進事業CREST、厚生労働省がん研究助成金、三菱電機㈱先端技術総合研究所の援助による。

本研究では、画像処理にソフトウェアライブラリMIST(<http://mist.murase.m.is.nagoya-u.ac.jp/>)を使用している。

参考文献

- [1] 出口大輔 林雄一郎 北坂孝幸 他 “多時相CT像からのCT値の確率分布推定に基づく肝臓領域抽出” コンピュータ支援画像診断学会論文誌, Vol.9, No.4, 2006
- [2] 澤田匡秀 目加田慶人 鳩見和彦 平澤宏祐 鳩見和彦 村瀬洋 “パラメトリック固有空間法による同一被験者CT画像の高速な位置合わせ” JAMIT2009
- [3] 目加田慶人 平澤宏祐 鳩見和彦 他 “医用3次元画像のパラメトリック表現と画像間位置合わせ” 信学技報 TECHNICAL REPORT OF IEICE.
- [4] 目加田慶人 平澤宏祐 鳩見和彦 他 “固有空間法による医用3次元画像の高速な位置合わせ” 信学技報 IEICE Technical Report MI2007-35(2007-9)
- [5] 村瀬洋, シュリー ナイヤー “2次元照合による3次元物体認識-パラメトリック固有空間法-,” 電子情報通信学会論文誌 D-II Vol.J77-D-II No.11 pp.2179-2187 Nom.1994