

医用3次元画像のパラメトリック表現と画像間位置あわせ

目加田慶人[†] 平澤 宏祐^{††} 鷲見 和彦^{††} 村瀬 洋^{†††}

[†] 中京大学生命システム工学部 〒470-0393 愛知県豊田市海津町床立 101

^{†††} 名古屋大学大学院情報科学研究科 〒464-8601 愛知県名古屋市千種区不老町

^{††} 三菱電機株式会社 先端技術総合研究所 〒661-8661 尼崎市塚口本町 8-1-1

E-mail: [†]y-mekada@life.chukyo-u.ac.jp, ^{†††}murase@is.nagoya-u.ac.jp

あらまし 医用画像の3次元的な位置合わせは、画像診断、治療計画、画像誘導手術など様々な場面で利用される基本的な処理である。非剛体変形に対応するためには長時間の計算を要する処理が必要となるが、モダリティや撮影条件が等しく、剛体変形のみを扱う場合は単純な画像間類似度を使うことができる。本稿では、パラメトリック固有空間法を用いた、3次元医用画像の高速な位置合わせ法に関する学習領域や固有空間次元数に関する検討を行う。提案手法は、正規化相互相関を類似度尺度とした位置合わせ方法の近似であり、画像の低次元空間への投影とその空間での類似度計測により非常に高速である。同一被験者の経過評価のために5か月にわたり撮影された3つの胸部CT画像の位置合わせに提案手法を適用したところ、正規化相互相関を尺度とする位置合わせ方法と同等の精度が1秒以内で可能であることを確認した。

キーワード 3次元医用画像、位置合わせ、固有空間法

Parametric Representation of Medical 3D Images and Their Alignment

Yoshito MEKADA[†], Kousuke HIRASAWA^{††}, Kazuhiko SUMI^{††}, and Hiroshi MURASE^{†††}

[†] School of Life System Science & Technology, Chukyo University, 101, Tokodachi, Kaizu, Toyota, 470-0393

^{†††} Graduate School of Information Science, Nagoya University, Furo-cho, Chikusa, Nagoya, 464-8601

^{††} Mitsubishi Electric Corporation, 8-1-1, Tsukaguchi-honmachi Amagasaki, 661-8661

E-mail: [†]y-mekada@life.chukyo-u.ac.jp, ^{†††}murase@is.nagoya-u.ac.jp

Abstract Three dimensional medical image registration is a fundamental technique which applied various medical treatment such as image diagnosis, treatment planning, image guided surgery, etc. In general, non-rigid registration takes huge time to align images. However, to align images taken by the same condition, it is applicable using simple matching criterion like normalized cross correlation. In this paper, we discuss about some parameters about our proposed method such as dimension of eigenspace and images to be used for constructing eigenspace. Our proposed method makes it possible to align the medical three dimensional images using parametric eigenspace method. The proposed method uses an approximated normalized cross correlation for matching criteria. By projecting CT slice images into the eigenspace as low dimensional vectors, this feature is calculated very rapidly by inner product of them. The experiments using three CT images of the same patient taken for five months, it is found that alignment accuracy is almost the same as the method using normalized cross correlation, and computation time is less than one second.

Key words Three dimensional medical image, Image registration, eigenspace method

1. はじめに

3次元医用画像の位置合わせは、多様な装置で取得される異モダリティ画像情報の統合や同モダリティの時系列画像変化の評価のためには必須の技術となっている。直接3次元濃淡画像

全体を見ることができない人間にとって、3次元医用画像の位置合わせは困難なタスクである。人手で位置合わせを行う場合、複数の断面画像や投影画像を使い、マーカーや骨などのランドマークを手掛かりに位置合わせするのが現状である。画像処理的に画像間位置合わせを行うには、様々な場面でその問題に依

じた位置合わせ精度を得るために方法が異なる．同種の画像間のみならず，CT と MRI，PET と CT などモダリティの異なる画像や同種のモダリティでも条件の異なる画像を対象に，幅広く研究が進められている [1] ~ [4]．

画像間類似度としては，同一モダリティで撮影状況が同じ場合には正規化相互相関，異モダリティ画像や同一モダリティであっても造影撮影を対象にする場合は正規化相互情報量などが使われることが多い．さらに，画像間の撮影時間の違いにより生じる対象の位置ずれや臓器変形の考慮など，様々なさまざまな検討がなされてきている．これらの多くは，対象の非剛体変形に対応するために画像に非剛体変形を加えたり，類似度を計測する部分領域の設定などに工夫がされているため，うまく位置合わせが実現できたときの精度は高いものの，処理時間が膨大になるために治療と連動するような場面では使えないものがほとんどである．そのため，比較的計算コストのかかる正規化相互相関や正規化相互情報量を高速に求めるために，GPU 処理のためのライブラリ Cg や CUDA などを使う研究や，SSE 等による高速化に関する試みが盛んになされている [5] ~ [7]．

一方で，非剛体変形への対応は不要で，かつ，数 mm 程度の誤差は人手で微調整できるので高速に位置合わせをしたいという需要もある．

本稿ではこのような応用を念頭に，パラメトリック固有空間法 [8], [9] を用いた高速な画像位置合わせ法についての報告 [10] の基となる，3 次元 CT 画像のパラメトリック表現に関する考察を行う．対象としては，粒子線治療のように，同一被験者が短期間に複数回の同一条件下での画像撮影とそれらの位置合わせをするような状況を考える．具体的には，治療計画を行った画像の関心領域周辺が，位置決めのために撮影された CT 画像のどこに対応しているかを求めることが必要である．治療対象部位は頭部，胸部，腹部と広範囲となるため，部位に寄らない方法が望ましく，さらに患者の苦痛の軽減や検査全体のスループット向上のために，これらの処理が短時間に実現できることが重要である．そこで，部位に寄らない方法として画像間の類似度を直接的な尺度として採用し，高速化は画像を適切に低次元化することで実現する．

2. パラメトリック固有空間法による画像位置合わせ法

パラメトリック固有空間法は，2 次元画像照合による 3 次元物体の認識とその姿勢を求めることを目的として，村瀬らにより提案された [8], [9]．これはまず，認識対象の物体画像集合の共分散行列の固有ベクトルが張る部分空間 (ユニバーサル固有空間) に物体を投影することにより，物体全体を表現する．次に，各物体のみの画像集合で作る固有空間 (オブジェクト固有空間) に，物体のポーズや光源の位置の変化により連続的に変化する画像集合を投影する．投影された画像は，多次元空間 (固有空間) では 1 点となり，連続的に変化する画像を固有空間上でつなげることにより，画像の見えの変化を多次元曲線や曲面の形でコンパクトかつパラメトリックに表現するものである．

本研究では，連続的に見えが変化する医用 3 次元画像の連続

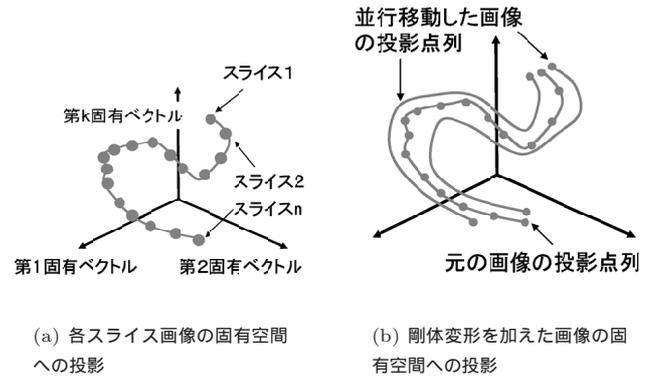


図 1 固有空間への投影

スライスを対象に，後者のオブジェクト固有空間を使うことで 2 つの 3 次元画像間の対応する部分を高速に見つけ出すことを目的とする．

提案手法ではまず学習として，過去に撮影された CT 画像より固有空間を作成する．その後，この画像に種々の剛体変形を加えたのちに，それらの各スライスがこの固有空間に投影して，剛体変形のパターンごとに点列を得る．位置合わせ処理は，対象 CT 画像の注目スライスとその近傍のスライスをこの固有空間に投影し，投影点ともっとも近い学習点列を求めることになる．以下に，具体的な説明を示す．

2.1 固有空間の作成

各学習スライス画像に対し，画素値を要素とした特徴ベクトル \hat{x} を $x = (\hat{x} - \bar{\hat{x}}) / \|\hat{x} - \bar{\hat{x}}\|$ によって正規化する．ただし， $\bar{\hat{x}}$ は各スライス画像の画素値の平均を要素とするベクトルである．さらにこれら行列 X を以下のように作成する．

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

ここで， $n (n = 1, 2, \dots, N)$ は CT 画像のスライス番号である．学習画像に対する固有空間を XX^T の上位 K 個の固有値に対応する固有ベクトル $e_i (i = 1, 2, \dots, K)$ から形成する．以下の式を用いて各特徴ベクトル $x_{n,p}$ を固有空間上の点 $g_{n,p}$ に投影する (図 1)．投影された点は K 次元超球面上に分布することとなる．

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

ここで， $n (n = 1, \dots, N)$ は CT 画像のスライス番号である．また， $p (p = 1, \dots, P)$ は画像の平行移動と回転に関する剛体変形のパラメータであり，位置合わせを行う 2 画像間の人体全体の位置ずれに対応するために， x_n に加えるものである．

2.2 位置合わせ処理

位置合わせ対象の CT 像の各スライス画像から，画素値を要素とした特徴ベクトル \hat{y} を $y = (\hat{y} - \bar{\hat{y}}) / \|\hat{y} - \bar{\hat{y}}\|$ によって求める．次に，前節と同様に i 番目のスライス画像の特徴ベクトル y_i を固有空間上の点 z_i に以下の式を用いて投影する．

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

z_i と $g_{n,p}$ の類似度を次のように定義する．

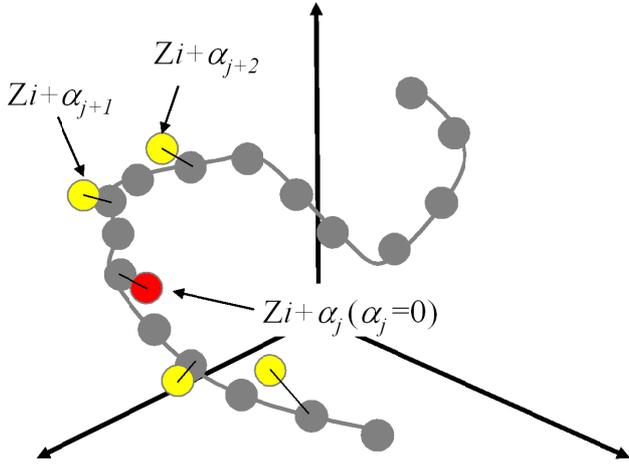


図 2 複数スライスを対象とした固有空間でのマッチング

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

ただし、 $\theta = (n, p)$ である．通常、この類似度を求める際には固有空間に投影された点列 $\{g_{n,p}\}$ をスプライン曲線等をつなげた曲線上の点と z_i との類似度を求めることが多いが、CT 画像の対軸方向の解像度が十分にあれば、投影点同士の処理で十分である．

実際には、位置合わせを精度を安定化させるために、注目スライス z_i を含む前後合わせて M 枚の画像を使い、以下の式で類似度を定義し画像パラメータベクトルを求めることとする (図 2) [11]．

$$d_M^{(i)}(\theta) = \sum_{m=1}^M z_{i+\alpha_m}^T g_{n+\alpha_m,p} \quad (5)$$

ここで、 α_m は注目スライスとの相対位置をあらわすパラメータである^(注1)．

z_i に対応する画像パラメータベクトル $\tilde{\theta} = (n, p)$ は以下の式で推定される．

$$\tilde{\theta} = \arg \max_{\theta} d_M^{(i)}(\theta) \quad (6)$$

3. 実験

実験では、化学治療の経過観察のために撮影された 3 つの胸部 CT 画像を利用した．最初に撮影した画像を画像 1、画像 1 から 2ヶ月後に撮影したものを画像 2、さらに 3ヶ月後に撮影したものを画像 3 と呼ぶこととする．それぞれスライス枚数約 200 であり両肺野全体を含んでおり、スライス内解像度 0.469mm、再構成間隔 1.25mm、スライス厚 2.5mm である．

3.1 実験 1：画像全体を使った固有空間表現

本実験では、剛体変形のパラメータとしては sagittal 方向の平行移動のみを考えた．平行移動を加えたときに再構成された領域の外部を参照しないように、各スライスの中心から半径 100mm の円内の領域を対象とし、スライス内解像度 5mm、体

(注1): 例えば、注目スライスとそれから ± 10 スライス離れた 3 枚のスライス画像に対する投影点を使う場合には、 $\alpha_1 = -10, \alpha_2 = 0, \alpha_3 = 10$ となる．

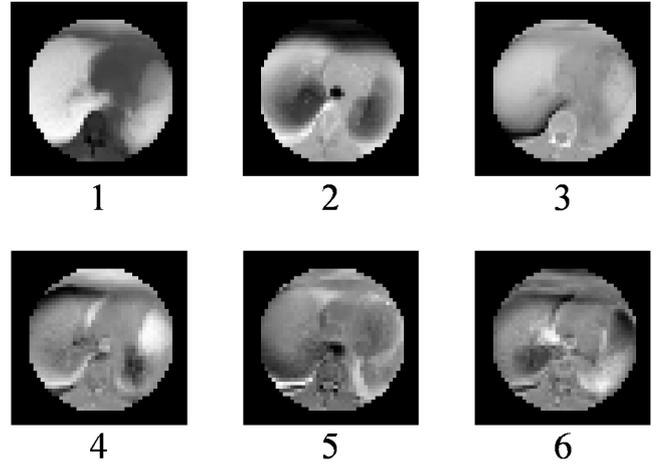


図 3 固有ベクトルの例 (画像下の数字は対応する固有値を降順に並べたときの番号)．外周の黒い部分は CT 画像の大きさを表し、円内は固有ベクトルを 0 から 255 に正規化して表したものである

軸方向の解像度が 1mm となるようにバイキュービック補間を行った．このとき、各特徴ベクトルは 1245 次元であった． K は実験的に 20 とした．つまり、元々が 512×512 次元の画像の類似度を 20 次元の特徴ベクトルで求めたことに相当する．sagittal 方向の平行移動量は、補間前の画像を $\pm 3\text{mm}, \pm 6\text{mm}, \pm 9\text{mm}$ とし、平行移動を加えなかったときを加えた 7 パターンとした． M は実験的に 5 とし、注目スライスの上下から 2 枚ずつ 10mm の間隔をあけて選択した．このことは、約 4cm の範囲の位置合わせをしたことに相当している．

3.2 実験 2：関心領域周辺のみでの固有空間表現

あらかじめ位置合わせの対象となる部分がわかっている場合は、その領域の情報をもとに固有空間を作成することが有効であることが予想される．位置合わせ対象スライスの前後 50 スライス (5cm) 分を実験 1 と同様の条件で用いて、固有空間を作成した．この固有空間に、固有空間作成時に利用しなかったスライスも含めてすべてを投影し、別の画像との位置合わせのために利用した．

3.3 実験 3：固有空間の次元数の効果

実験を通して使用するスライス画像は、スライス画像自体が体軸方向に滑らかに変化することと、体軸方向に補間処理が施されるため独立なデータとは言い難い．実際、全画像を用いた場合でもその寄与率は低次元に偏っている図 5 そこで、固有空間次元数の位置合わせ精度への影響を調べる．

4. 結果と考察

図 3 に、画像全体から求められた固有ベクトルの固有値が大きいほうから 6 次元分を画像化して示す．値の大きな固有値に対応する固有ベクトルほど画像の全体的な変化を表す軸となっていることがわかる．また、図 4 には体軸方向に 5cm の範囲で設定した関心領域のみで求められた固有ベクトルを同様に画像化して示す．これらを比較すると、図 4 のほうが低次の固有ベクトルにも高周波成分が存在することがわかる．

画像 1 中の原発病巣を含むスライスを指定し、画像 2、画像



(a) 画像 1 の病変を含むスライス画像



(b) 2 か月後に撮影した画像 2 の (a) に対応するスライス画像



(c) 5 か月後に撮影した画像 3 の (a) に対応するスライス画像

図 6 原発性病変を含むスライスへの位置合わせ結果

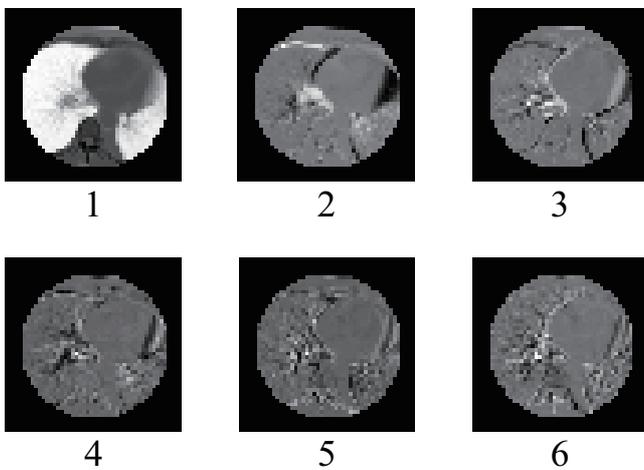


図 4 関心領域のみで求めた固有ベクトルの例 (図 3 と同様の表示法)

累積寄与率(%)

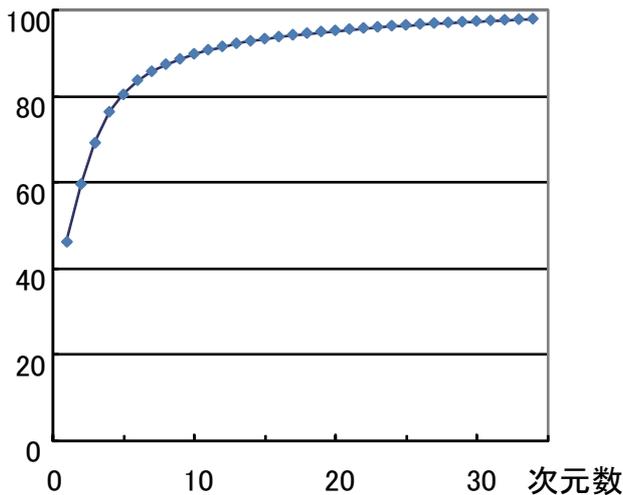


図 5 全画像で求めた固有値に対する累積寄与率

3 の対応する位置を求めた．その結果を図 6 に示す．目視で定めた axial 方向の正答位置に比べて画像 2 では 3 スライス

(3mm), 画像 3 で 4 スライス (4mm) ずれる結果になった．しかしながらこの結果は, 1245 次元の特徴ベクトル全ての次元や, スライス内の空間解像度を 1mm としたサイズ 240 × 240 の画像に対して, 正規化相互相関を画像類似度とし, 同じ画像パラメータの範囲を全探索をした場合とほとんど同じであり, 剛体レジストレーションの限界ともいえる．

実際, この症例では時間とともに左肺に多量の胸水が発生し, かつ含気量も著しく低下することによる画像の見えの大きな変化が生じている．左肺のみの縮小という見えの大きな変化が, 平行移動成分の 6mm, 9mm に現れていると考えられる．図 7 に示す該当位置における画像 1 と画像 2 にチェッカーボード表示からも, 正規化相互相関という尺度では今回求めた位置でその類似度が高くなることが示唆される．この結果は, 治療とともに大きく変化する病変の位置合わせではなく, 画像全体の位置合わせを重視する以上仕方のないことである．

図 8 に, スライス毎の正規化相互相関と, 20,40 次元の固有空間での距離, 関心領域で作成した 20 次元の固有空間での距離について示す．相違度と類似度の直接的な比較のために, 距離に関しては 1 から引いて示している．この図から, 相互相関と固有空間での距離が同様の傾向を示していること, 関心領域があらかじめ定まっている場合にはその部分で固有空間を作るほうが位置の同定が容易であることが見込まれることがわかった．

固有空間の次元数の影響について, 図 9 に示す．図 9 より, 全画像を対象として固有空間を生成した場合は, 画像の変化が急激におこる肺の下部 (スライス数が大きい部分) に相当する部分で, 見えの異なる画像同士の固有空間内の距離が小さめに出ることがわかった．また, 図 10 に示すように, 関心領域のみで固有空間を作成した場合は, どの次元で固有空間を作ったとしても正規化相互相関との極端な傾向の差はなく, この場合であれば 5 次元程度で十分であることが予想される結果となった．

一方, 計算時間は, CoreDuo L2300 1.5GHz, メモリ 1.5GB の PC で, 提案手法が 0.3 秒, 1245 次元の特徴ベクトルの正規化相互相関による結果が 8.5 秒, スライス内の空間解像度

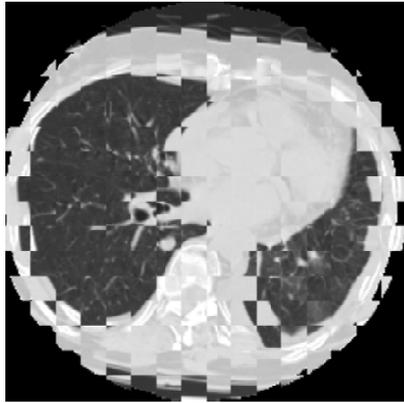


図 7 画像 1 と画像 2 に位置合わせ結果 (平行移動 6mm)
図 6(a) と (b) を市松模様状に交互に配置したものである。

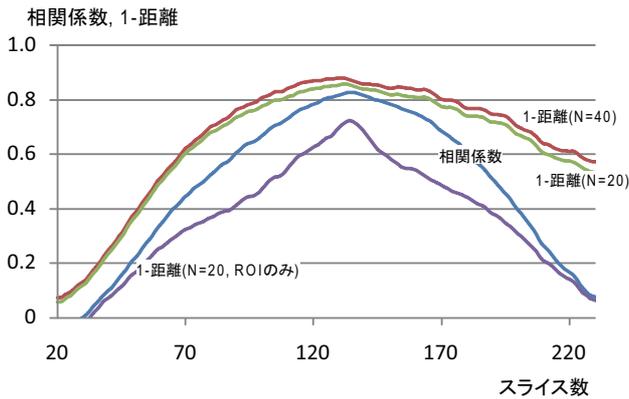


図 8 正規化相互相関との比較．全画像から固有空間を作成した場合と関心領域のみで作成した場合

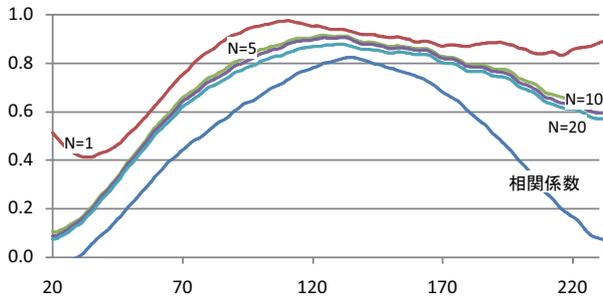


図 9 正規化相互相関との比較．画像全体で N 次元の固有空間を作成した場合

を axial 方向の解像度と同じ 1mm にした場合で約 3 分であった．今回は sagittal 軸の平行移動だけであったが，axial 軸や coronal 軸回りの回転を探索対象に加えたとしても，十分に高速であることが予想される．なお，固有空間の作成と特徴ベクトルの投影に要した時間は，約 100 秒であった．

5. む す び

本稿では，パラメトリック固有空間法を利用した，同一被験者の 3 次元濃淡画像間の高速な剛体位置合わせ手法に関して，その基本的なパラメータの検討を行った．この手法はあらかじめセグメンテーションをする必要がないため位置合わせ対象部

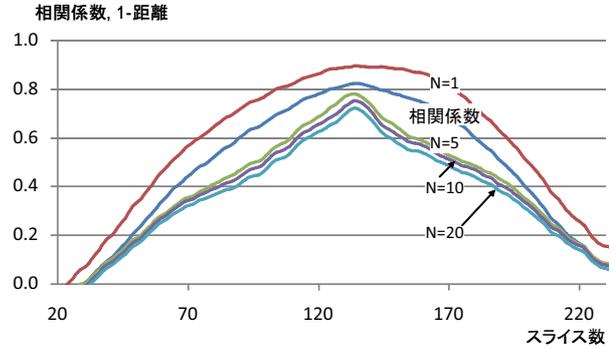


図 10 正規化相互相関との比較．関心領域のみで N 次元の固有空間を作成した場合

位を選ばず，ある程度の幾何変形に関して頑健である．具体的には，対応付け処理の高速化のために，最も初期に撮影した画像から固有空間を作成した．次に，様々な剛体変形を考慮したスライス方向への画像の変化を固有空間に投影することで，投影点列として剛体変形による画像の見え変化を少ないデータ量で記録した．位置合わせの際には，位置合わせする画像をこの固有空間に投影し，各点との内積をとることで近似的な正規化相互相関による剛体レジストレーションを実現した．

固有空間作成のために用いる学習データの量，固有空間の次元数に関して，実験的に検討をおこなった．その結果，あらかじめ位置合わせしたい部分が特定されている場合には，その部分を使った固有空間が有効であり，固有空間として必要な次元数が低いことがわかった．

この実験を通して，正規化相互相関を特徴量とした方法と同等の位置合わせ精度が得られることを確認した．処理時間に関しては，固有空間を生成するための計算時間 (主に固有値と固有ベクトルを求める処理) は必要となるものの，この処理はあらかじめ一度だけ行えばよく，位置合わせ処理時には無視できるものである．実際に位置合わせを行う段階では画像の入力を除けば，一ヶ所の位置合わせにかかった時間は，20 次元のベクトルの類似度を測る提案手法が 1 秒以内，各スライス画像の空間解像度を 5mm とした 1245 次元のベクトルの正規化相互相関による処理で約 8 秒，空間解像度を 1mm とした場合で約 3 分と，非常に高速に処理可能であることを示した．

今後の課題としては，最適なパラメータの設定法の検討，axial 軸や coronal 軸周りの回転への対応と，胸部以外のデータや実際に治療に用いた画像による実験，呼吸性変形や複数の撮影データの統合などが考えられる．

謝辞 日頃より熱心に御討論頂く，中京大学鳥脇純一郎教授，学振研究員の高橋友和氏，名古屋大学村瀬研究室諸氏に感謝する．貴重な医用画像の提供をいただいた本研究の一部は日本学術振興会科学研究費補助金，厚生労働省がん研究助成金，三菱電機 (株) 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.suenaga.m.is.nagoya-u.ac.jp/>) を使用している．

文 献

- [1] Wells III, W.M., Viola, P., Atsumi, H., Nakajima, S., Kikinis, R., “Multi-modal volume registration by maximization of mutual information, *Medical Image Analysis*,” Volume 1, Issue 1, pp.35–51, 1996.
- [2] Rueckert, D., Sonoda, L.I., Hayes, C., Hill, D.L.G., Leach, M.O., Hawkes, D.J., Nonrigid registration using free-form deformations: Application to breast MR images, *IEEE Transactions on Medical Imaging*, Volume 18, Issue 8, August 1999, Pages 712-721.
- [3] T. Ishida, S. Katsuragawa, H. Abe, K. Ashizawa, K. Doi “Development of 3D CT Temporal Subtraction based on nonlinear 3D image warping Technique,” *Proc. The 91th Radiological Society of North America(RSNA)*, 111, 2005.
- [4] 出口 大輔, 林 雄一郎, 北坂 孝幸, 森 健策, 目加田 慶人, 末永 康仁, 長谷川 純一, 鳥脇純一郎 “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.
- [5] 五味田 遵, 川崎康博, 伊野文彦, 萩原兼一, 汎用グラフィクスハードウェアを用いた 2 方向投影による 2 次元/3 次元剛体位置合わせ, *電子情報通信学会技術報告*, MI2005-115, Vol.105, No.580, pp.29-32, Jan. 2006
- [6] ヘルランバン ニコラス, 廖洪恩, 松宮 潔, 正宗 賢, 土肥健純 GPU 計算を用いた高速剛体・非剛体レジストレーション手法の開発第 16 回日本コンピュータ外科学会大会, 07(XIV)-074, Nov. 2007.
- [7] William Plishker, Omkar Dandekar, Shuvra Bhattacharyya, and Raj Shekhar, “Towards a Heterogeneous Medical Image Registration Acceleration Platform,” *Proc. of the IEEE Biomedical Circuits and Systems Conference*, Nov. 2007.
- [8] H. Murase and S. K. Nayar, “Visual Learning and Recognition of 3-D Object Recognition from Appearance,” *Internat. J. Comput. Vision*, vol. 14, pp. 5-24, 1995.
- [9] H. Murase and S. K. Nayar, “Illumination Planning for Object Recognition using Parametric Eigenspaces,” *IEEE Trans. PAMI*, vol. 16, no. 12, pp.1218-1227, 1994.
- [10] 目加田慶人, 平澤宏祐, 鷺見和彦, 村瀬 洋: “固有空間法による医用 3 次元画像の高速な位置合わせ”, *電子情報通信学会技術報告*, MI2007-35, Vol.107, No.220, pp.1-4, Sep. 2007
- [11] 高橋友和, Lina, 松ヶ野修功, 井手一郎, 目加田慶人, 村瀬 洋 “複数カメラ入力によるアピアランスベース物体認識のためのカメラ配置決定手法,” *電子情報通信学会論文誌*, Vol.J90-D, No.8, pp.2182-2190, Aug. 2007