

パラメトリック表現に基づく医用画像の高速位置あわせ

非会員 目加田 慶人* 非会員 平澤 宏祐**
非会員 鷺見 和彦** 非会員 村瀬 洋***

A Fast Medical 3D Image Registration Method Based on a Parametric Representation

Yoshito Mekada*, Non-member, Kousuke Hirasawa**, Non-member, Kazuhiko Sumi**, Non-member,
Hiroshi Murase***, Non-member

Three dimensional medical image registration is a fundamental technique which applied various medical treatments such as image diagnosis, treatment planning, image guided surgery, etc. In radiation therapy for cancer treatment, quick alignment method around target lesion is required. To align CT images, similarity measurement like normalized cross correlation or mutual information should be calculated. The computational cost must reduce for achieving the online image registration.

In this paper, we propose a novel quick rigid registration method which makes it possible to align the three dimensional images using the parametric eigenspace method. By projecting each CT slice image into the eigenspace as a set of low dimensional vectors, image similarity can be calculated very rapidly. The experiments using CT images of the same patient, it is found that the alignment accuracy is almost the same as the method using normalized cross correlation, and the computation time is less than one second.

キーワード：3次元医用画像処理，画像位置あわせ，パラメトリック固有空間法

Keywords: three dimensional medical image, image registration, parametric eigenspace method

1. はじめに

高速に高解像度の3次元画像が取得できる装置の普及により、診断医師を取り巻く環境は大きく変わってきている。一名の患者の3次元的人体の断面情報のみから、検査の都度に撮影される関心領域を対応付け、そこにある病変の変化を正しく評価することが必要となる。このとき、患者の体型・姿勢・呼吸や心拍動のタイミングなどの変動要因の存在は、正確な位置あわせを困難にしている。

人手で位置あわせを行う場合、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

位置あわせするのが現状である。画像処理的に画像間位置あわせを行うには、様々な場面でその問題に応じた位置あ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、うまく位置あわせが実現できたときの精度は高いものの、高次元の医用データをそのまま使った対応付けとなる。このような手法は処理時間が膨大なため、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)}。しかしながら、放射線治療における被験者の位置決めのように、現在の被験者のCT画像と過去のCT

* 中京大学情報理工学部
〒470-0393 愛知県豊田市海津町床立101
School of Information Science & Technology, Chukyo University

101, Tokodachi, Kaizu, Toyota, 470-0393
** 三菱電機(株)先端技術総合研究所
〒661-8661 尼崎市塚口本町8-1-1
Mitsubishi Electric Corporation

8-1-1, Tsukaguchi-honmachi Amagasaki, 661-8661
*** 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
Graduate School of Information Science, Nagoya University
Furo-cho, Chikusa, Nagoya, 464-8601

画像との位置合わせをオンラインで実現しなければならないような場面では、これらの高速化手法であっても不十分である。

一方、物体の見え方の変化を直接学習することにより、物体の認識と姿勢の識別を同時に行う手法として、パラメトリック固有空間法が広く知られている⁽⁸⁾⁽⁹⁾。これは、撮影パラメータの変更にもない徐々に変化する対象物体の見え方の変化を、低次元の固有空間内での軌跡として学習することにより、高速な物体認識を行うことが出来る。連続的に変化する人体断面画像の固有空間への投影点軌跡は、元の画像の見え方の変化を表すことになり、この軌跡間の距離が画像の類似性を表す尺度として利用できる。本論文で提案する手法はこの類似尺度を使うことで、特殊なハードウェアを必要せずに位置合わせが短時間にできることと、対象部位周辺を選択的に位置合わせできるという利点を持つ。

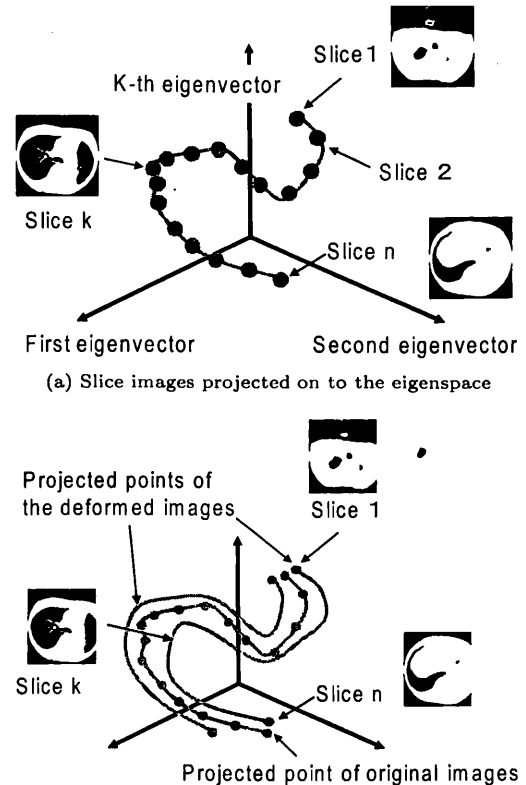
本論文では、3次元CT画像のパラメトリック表現についての検討と、パラメトリック固有空間法の考え方を導入して高速な位置合わせ手法の実現について報告する。対象としては、粒子線治療のように、同一被験者が短期間に複数回の同一条件下での画像撮影とそれらの位置合わせをするような状況を考える。具体的には、治療計画を行った画像の関心領域周辺が、位置決めのために撮影されたCT画像のどこに対応しているかを求めることが必要となる。治療対象部位は頭部、胸部、腹部と広範囲になるため、部位に依らない方法が望ましく、さらに患者の苦痛の軽減や検査全体のスループット向上のために、これらの処理が短時間に実現できることが重要である。

2. パラメトリック表現に基づく3次元医用画像の位置合わせ

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⁾。この方法は学習段階として、物体の見え方の変動を含んだ画像集合で作る固有空間に、その物体のポーズや光源の位置が連続的に変化する画像集合を投影する。投影された各画像は、多次元空間(固有空間)では1点となり、連続的に変化する物体の見え方を固有空間内での軌跡として、コンパクトかつパラメトリックに表現するものである。認識段階では、認識対象となる画像を固有空間に投影した点と、学習済みの物体の軌跡との距離で判定するものである。

本研究では、連続的に変化する医用3次元画像の連続スライスを対象に、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、各スライス画像を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



(a) Slice images projected on to the eigenspace
(b) Projection of the deformed images on to the eigenspace
Fig. 1. The projection of the CT slice images on to the eigenspace

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 $x = (\hat{x} - \bar{\hat{x}}) / \|\hat{x}\|$ 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。

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

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。

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

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画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 $y = (\hat{y} - \bar{\hat{y}}) / \|\hat{y}\|$ 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

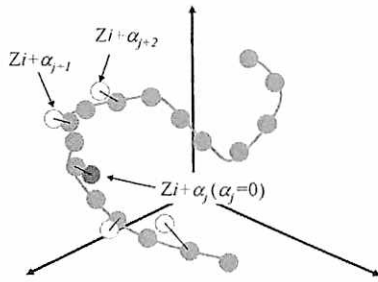


Fig.2. Matching of the slice images in the eigenspace.

Table 1. Image specifications

		Num. of pixels	Slices	Pixel size	Z pitch
Lung	1	512 × 512	193	0.468	1.25
	2	512 × 512	209	0.468	1.25
Abdomen	1	512 × 512	460	0.625	1.00
	2	512 × 512	271	0.644	1.00

の点 z_i に以下の式を用いて投影する。

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

z_i と $g_{n,p}$ の類似度を次のように定義する。

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

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 画像の頭足方向の解像度が十分にあれば、投影点同士の距離計測で十分である。

実際には、位置合わせ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)⁽¹⁰⁾。

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

ここで、 $d\{a, b\}$ は 2 点間のユークリッド距離であり、 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[†]。

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。

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

3. 実験および結果

〈3・1〉 試料および条件 実験には、胸部、および、腹部の X 線 CT 画像を用いた。それぞれ、経過観察のために 2、3ヶ月の間隔をあけて撮影された同一被験者の画像である。胸部画像は転移性肺小結節、腹部は肝臓がん診断のために撮影されたものである。画像の仕様を表 1 に示す。以降、胸部の n 回目に撮影された画像を胸画像 n 、腹部のそれを腹画像 n とあらわすこととする。具体的な位置あわせの目標である病変部位は、経過観察や治療の計画のために最も初期の段階の画像内での位置が分かっているものとする。したがって、新規に撮影された画像においてその

[†] 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。



Fig.3. Learnt area in the slice image, which is indicated by a circle.

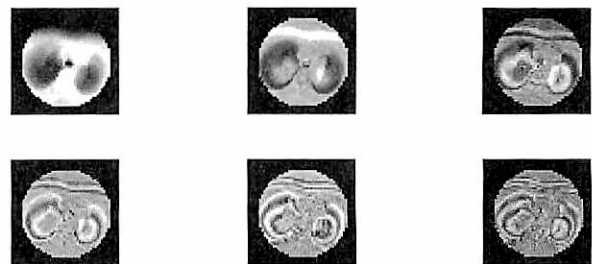


Fig.4. Top six eigenvectors.

病変に対応する断面を求めることが目標となる。このとき、画像変動には次のような 3 つの要因が考えられる。

- 撮影位置のずれと回転
- 呼吸などに起因する非線形変形
- 臓器自体の経時的な変形

撮影位置のずれは、被験者の頭足と左右の各方向への平行移動として考慮する。胸背方向のずれと回転に関しては、被験者がベットに寝て撮影するため無いものとする。

学習においては、平行移動を加えたときに、CT スライス画像として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た。学習対象領域を図 3 に示す。画素サイズが異なる医用画像間の位置合わせを実現するために、最初にスライス内解像度 5mm、頭足方向の解像度が 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、学習対象領域に含まれた画素をラスタスキャン順に並べたものが特徴ベクトル x となるが、その次元数は 1245 であった。固有空間の座標軸の数である K は、胸画像 1 において寄与率が 95% を超えた 20 を採用した。つまり、元々が 512×512 次元の画像同士の類似度を 20 次元の特徴ベクトルで求めたことに相当する。固有ベクトルを図 4 に示す。左右方向の平行移動量は、補間前の画像において $\pm 3\text{mm}, \pm 6\text{mm}, \pm 9\text{mm}$ 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

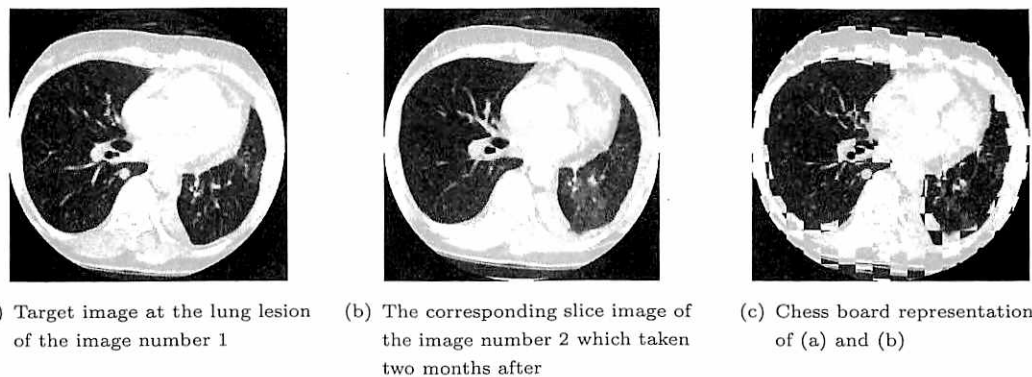


Fig. 5. The registration result of the lung lesion.

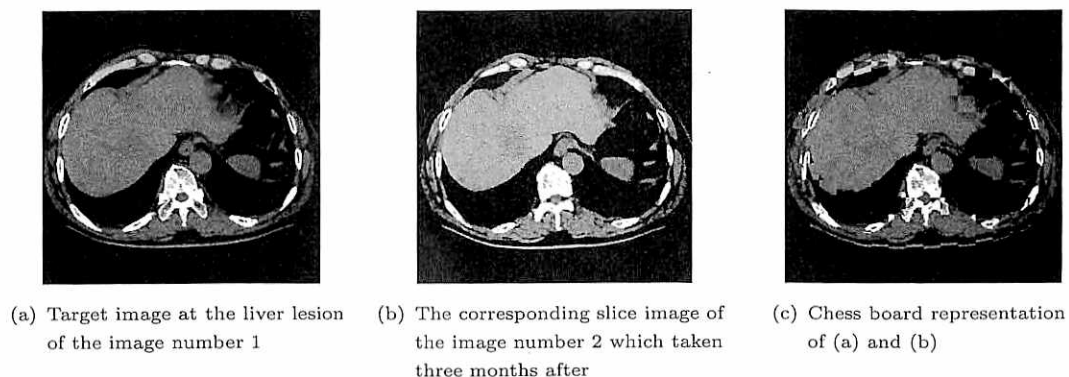


Fig. 6. The registration result of the liver lesion.

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

〈3・3〉 胸部画像への適用 胸部においては前節で述べた画像の変動要因のうち、呼吸に起因する非線形変形が頭足方向の非線形拡大縮小と見なすことができるが、一般的な CT 画像は十分な吸気後に撮影されるため、この変動要因は少ない。臓器自体の経時的な変動も通常は少ないが、今回利用した画像においては左肺の胸水が顕著に増加していた。

胸画像 1 中の原発病巣を含むスライスを指定し、胸画像 2 の対応する位置を求めた。その結果を図 5 に示す。胸画像 1 の 102 枚目のスライス画像が画像 2 の 105 枚目に相当し、その時の画像間の平行移動量が 3mm という結果を得た。この結果は目視で定めた頭足方向の正答位置に比べて 1 スライス (1.25mm) 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した場合とほぼ同じであり、剛体レジストレーションの限界ともいえる。

実際、この症例では左肺に多量の胸水が発生したことにより含気量が著しく低下し、画像にも大きな変化が生じている。左肺のみの縮小という大きな変化が、平行移動成分の 3mm に現れていると考えられる。図 5(c) に示す該当位置における胸画像 1 と胸画像 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の類似度が高くなることが示唆される。これは、図 3 内のみの位置あわせということと、治療とともに大きく変化する病変の位置あわせではなく、画像全体の位置あわせということから妥当な結果である。

〈3・4〉 腹部画像への適用 肝臓の腫瘍の経過観察ように撮影された腹部画像においては、肝臓のほぼ中央に存在する腫瘍の位置あわせ対象とする。このとき、肝臓内の腫瘍の大きさはほとんど変わっていない。肝臓などの腹部臓器は、呼吸や姿勢の変動により非線形の変形が生じることが多いため、胸部や頭部、前立腺といった比較の変形の少ない部位に比べて位置あわせが難しい。

腹画像 1 中の病変の中心付近を含むスライスを指定し、胸部と同じ条件で処理をおこなった。腹画像 1 の 66 スライス目が腹画像 2 の 54 スライス目と対応し、平行移動量が 0 という結果を得た。胸部の腫瘍と異なり腫瘍の境界が不鮮明になるため、定量的な数値を出すことは困難であるが、結果として得られた対応位置は目視で選んだ位置とほぼ同じであった (図 6)。

4. 考 察

〈4・1〉 位置決め精度 いずれの実験においても、位置あわせ精度は 2,3 ミリ以内に収まっている。固有空間に投影する際に適用する平行移動が $\pm 3\text{mm}$, $\pm 6\text{mm}$, $\pm 9\text{mm}$ であることや、固有空間を生成するときの画像の画素サイズが 5mm である事を考慮すると、この結果は十分な精度

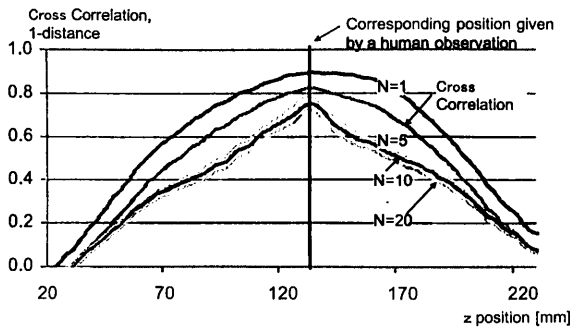


Fig. 7. The comparison of the results of normalized cross correlation and proposed method. Horizontal axis is position of the CT slice. Vertical axis is similarity between slice number 102 of lung number 1 and each slice images of lung number 2. N is the dimension of eigenspace.

であるといえる。

固有空間の次元数の影響について、図7に示す。図7は胸画像1の102枚目のスライスと胸画像2の各断面画像との類似度の推移である。このとき、横軸はスライス枚数ではなくmmとしているが、グラフの極大点の位置が胸画像2の105枚目に相当している。この図に示すように、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1-投影点間の距離に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。

実際の放射線治療の際には、この結果を医師や技師により確認する必要があるが、この程度の差異であれば人手の修正も容易と考える。ただし、画像全体の類似度を測っている本手法では、画像の特徴的な部位のしめる割合が低ければ必ずしも位置あわせが出来るわけではない。脳、肺、肝臓、前立腺など、放射線治療の対象になり得る臓器自体の変形が少なくとも、その周辺臓器は被験者の状態によっては変動する(たとえば膀胱内の尿の量など)。これに対しては、指摘された関心領域の直接的な対応のために、関心領域の情報を積極的に使うことや、特徴点対応に基づく手法との統合が有効と考える。

本実験で用いた画像は数ヶ月の間隔があるため、胸部画像においては極端な画像の変化が存在した。粒子線治療の場合にはその撮影間隔は数日であり、このような大きな変化に対応できていれば、実用上問題無いことが予想される。本論文で用いた実験データは限られた量ではあるが、手法の本質は画像間の直接的な類似度評価を近似的に高速に実現するものであり、極端に強い画像変形が生じない限り、提案手法は有効であると考えられる。

・(4.2) 計算時間 計算時間は、CoreDuo L2300 1.5 GHz, 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を頭足方向の解像度と同じ 1mm にした場合で約 3 分であった。今回は左右方向の平行移動だけであったが、軸周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。固有空間は予め計算しておくことが出来るため実用上の問題はなく、画像の入出力を除けば 1 秒以内という高速な対応付け処理が実現できたといえる。

5. まとめ

本論文では、粒子線治療など短い期間に撮影される画像の治療支援のために、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を提案した。アピアランススペースの提案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低次元の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画像生成し、これを固有空間に投影することで、剛体変形による画像の変化を投影点列として少ないデータ量で記述した。位置合わせの際には、位置合わせをする画像をこの固有空間に投影し、各点とのユークリッド距離の和を最小化するという基準で剛体レジストレーションを実現した。このとき、学習画像に複数の剛体変形を加えた後にそれぞれを固有空間に投影し軌跡として記憶しておく。位置合わせの際には軌跡ごとに類似度を評価することで、2画像間に剛体変形に対応可能な処理となっている。

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、実験的に検討を行った。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。処理時間としては、被験者個人のモデルである固有空間を生成する際に、固有値と固有ベクトルを求める処理として数分必要である。しかしながら、この処理はオフラインで可能であるため、治療時の位置合わせのリアルタイム性には悪影響を与えない。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、提案手法が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、固有空間の次元数 K などのパラメータの設計方法の検討、剛体変形として考えられる各軸周りの回転への対応と、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、岐阜聖徳学園大学高橋友和准教授、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札幌医科大学名取博名誉教授、国際医療福祉大学三田病院縄野繁博士に感謝する。本研究の一部は日本学術振興会科学研究費補助金、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。

(平成 20 年 10 月 3 日受付, 平成 21 年 3 月 15 日再受付)

文 献

- (1) W.M. Wells III, P. Viola, H. Atsumi, S. Nakajima, and R. Kikinis: "Multi-modal volume registration by maximization of mutual information, *Medical Image Analysis*", Vol.1, Issue 1, pp.35-51 (1996)
- (2) D. Rueckert, L.I. Sonoda, C. Hayes, D.L.G. Hill, M.O. Leach, and D.J. Hawkes: "Nonrigid registration using free-form deformations: Application to breast MR images", *IEEE Transactions on Medical Imaging*, Vol.18, Issue 8, pp.712-721 (1999-8)
- (3) T. Ishida, S. Katsuragawa, H. Abe, K. Ashizawa, and K. Doi: "Development of 3D CT Temporal Subtraction based on non-linear 3D image warping Technique", *Proc. The 91th Radiological Society of North America(RSNA)*, p.111 (2005)
- (4) 出口大輔・林雄一郎・北坂孝幸・森 健策・目加田慶人・永末康仁・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) 五味田遼・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」, *信学技報*, MI2005-115, Vol.105, No.580, pp.29-32 (2006-1)
- (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 (2007-11)
- (7) W. Plishker, O. Dandekar, S. Bhattacharyya, and R. Shekhar: "Towards a Heterogeneous Medical Image Registration Acceleration Platform", *Proc. of the IEEE Biomedical Circuits and Systems Conference* (2007-11)
- (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) 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」, *信学論*, J90-D, 8, pp.2182-2190 (2007-8)

目加田 慶 人 (非会員) 1991 年名大・工・情報卒業。1996 年同大学大学院博士修了。同年宇都宮大・工・情報工学科助手, 2001 年名大大学院工学研究科情報工学専攻助教授, 2004 年中京大学生命システム工学部教授, 2008 年より情報理工学部教授。2006 年より名大大学院工学研究科特任教授を兼任。画像処理・パターン認識とその医用応用に関する研究に従事。博士(工学)。平 10 日本医用画像工学会論文賞, 2002 年 FPGA/PLD Design Conference 審査委員特別賞, MIRU2004 優秀論文賞, 平 17CADM 館野賞。IEEE, 電子情報通信学会, 日本医用画像工学会各会員。



平 澤 宏 祐 (非会員) 1996 年北大大学院工学研究科修士課程修了。同年, 三菱電機(株)に入社, 同社先端技術総合研究所にて, 主にヒューマンインタフェース, 生体計測システムの研究開発などに従事。2007 年より東京工業大学大学院総合理工学研究科知能システム科学専攻博士課程在籍。日本生体医工学会, 日本放射線腫瘍学会会員。



鷺 見 和 彦 (非会員) 1982 年京大・工・電気電子工卒業, 1984 年同大学院修士修了(電気電子工学専攻), 同年三菱電機(株)生産技術研究所, 現在 先端技術総合研究所センサ情報システム技術部部长, その間 1989 年-1990 年メリーランド大客員研究員, 2003 年-2006 年京大大学院情報学研究科研究員(COE)客員教授, 電子情報通信学会・情報処理学会会員, 工博。



村 瀬 洋 (非会員) 1978 年名大・工・電気卒業。1980 年同大学院修士課程修了。同年日本電信電話公社(現 NTT)入社。1992 年から 1 年間米国コロンビア大客員研究員。2003 年から名古屋大学大学院情報科学研究科教授。現在に至る。文字・図形認識, コンピュータビジョン, マルチメディア認識の研究に従事。工博。1985 年電子情報通信学会学術奨励賞, 1994 年 IEEE-CVPR 最優秀論文賞, 1995 年情報処理学会山下記念研究賞, 1996 年 IEEE-ICRA 最優秀ビデオ賞, 2001 年高柳記念奨励賞, 同年本会ソサエティ論文賞, 2002 年電子情報通信学会業績賞, 2003 年文部科学大臣賞, 2004 年 IEEE Trans. MM 論文賞, 他受賞。IEEE フェロー, 電子情報通信学会フェロー, 情報処理学会会員。

