

[研究論文]

呼吸モデルに基づく胸部 CT 画像の 位置合わせ方法の検討

今村貴志¹・永井優一²・武尾英哉³

1 博士後期課程電気電子工学専攻 (富士フイルム株式会社勤務)

2 電気電子情報工学科研究生 (国立がんセンター中央病院勤務)

3 電気電子情報工学科

Study on chest CT image registration based on respiration model

Takashi IMAMURA¹, Yuuichi NAGAI², Hideya TAKEO³

Abstract

We have developed the respiration model to estimate position change of chest skeleton structure by respiration, using 2 chest CT images (learning image) consist of different air-intake volume of same patient. Average distances between real chest skeleton structures and virtual chest skeleton structures obtained by performing respiration simulation using another patient's chest CT images (test image) were 1.43cm at simple expansion model and 0.84cm at proposal respiration model. We have also developed the automatically and rapid chest skeleton structure extraction algorithm and performed same simulation. Using this algorithm, average distances were 1.13cm at simple expansion model and 0.80cm at proposal respiration model on learning image, and 1.57cm at simple expansion model and 0.92cm at proposal respiration model on test image. Average distances between truth feature-points of chest skeleton structure and automatically extracted feature-points (8 feature-points a image) were 1.41cm on learning image and 1.01cm on test image, and required processing times for extracting feature-points were 1.01sec on learning image (512x512x361pixel) and 1.28sec on test image (512x512x431pixel).

Keywords: Chest CT image, Respiration simulation

1. はじめに

医師による胸部 CT 画像の読影において、同一被検者の過去に撮影した CT 画像との比較読影が行われている [1]。医師は時相の異なる CT 画像間での対応位置の探索を行うことになるが、同一被検者であっても吸気量の違い等の理由から、探索の作業は容易ではない。近年では肺がん検診等の胸部検診においてこれまでの胸部単純撮影に代わって、胸部 CT 撮影が用いられるケースも出てきており [2]、3次元データである胸部 CT 画像を診断に用いることで、2次元の胸部単純画像を用いるときよりも診断の精度が向上するものと期待されている一方、胸部 CT 画像を用いる問題点として、データ量の増大に伴う読影作業の負荷の増大が指摘されている。特に、短時間で多くの被検者の画像を読影しなければならない検診において大きな問題となる [3]。

そのため、比較読影を支援するコンピュータ支援診断

(Computer-aided Diagnosis : CAD) への期待が高まっており、経時画像間の差分を求めて正常構造などの経時変化の無い構造を減衰し、経時変化のある部分のみを強調した画像を提供する経時サブトラクションシステムの研究が進められている。現在、胸部単純画像の経時サブトラクションシステムはすでに商用機が登場している [4] が、胸部 CT 画像についてはまだ研究段階であり、アトラスに基づく胸部骨格の構造認識手法 [5] や、胸部 CT 画像間の位置合わせを行う方法として、呼吸時における肺野の運動と肺野の変化は連動しその運動が回転運動であること [6] に着目した、対応点の剛体位置合わせによる方法 [7] や、ばねモデルを用いた方法 [8] が提案されている。しかしながらこれらの手法の問題として、吸気量に大きな変化がある場合を十分に考慮していない、胸部骨格の抽出が完全な自動処理ではない、あるいは演算量が大きい (演算時間が長い) といった点が挙げられる。

本検討は、胸部 CT 画像の比較読影 CAD システムとしての実

用化を見据えて、同一被検者の吸気量の異なる胸部 CT 画像間においての、以下のコンセプトに基づいた呼吸シミュレーションによる位置合わせ方法の構築を目的とする。

- ① 呼吸による胸部骨格の位置変化に着目し、呼吸時の位置変化が大きい胸部骨格上の複数の特徴点の呼吸変位ベクトルに基づいた呼吸モデルを構築する。
- ② 呼吸モデルは、個人差による影響を受けにくくするために、可能な限り単純化する。すなわち、できるだけ少数の特徴点で呼吸モデルを構築する。(10 点以下)
- ③ 胸部 CT 画像から胸部骨格および特徴点を全自動で抽出するアルゴリズムを構築する。
- ④ 胸部骨格特徴点抽出アルゴリズムは、検診現場でも待たされ感なく利用できるように、できるだけ短い演算時間で抽出可能なものを構築する。(一般的 PC で 1, 2 秒程度)
- ⑤ 2 人の被検者のそれぞれの吸気 CT 画像と呼気 CT 画像を検討に用いる。1 人目の画像を呼吸モデルおよび胸部骨格特徴点抽出アルゴリズムの構築のための学習画像とし、2 人目の画像を検証用未知画像として用いる。

2. 呼吸モデルの構築

2-1. 対象画像と方法

吸気および呼気学習画像 (吸気・呼気画像とも、512x512pixel 0.680x0.680mm pixel spacing, 361slice スライス間隔 1mm) から、胸部骨格上の複数の特徴点座標を手動で抽出し、以下の呼吸モデルを作成した。

$$\vec{V}_i = (\vec{I}_i - \vec{I}_c) - (\vec{E}_i - \vec{E}_c) \quad (1)$$

i : 特徴点 No (1, 2, ..., Max10)

\vec{I}_i : 吸気画像の特徴点

\vec{I}_c : 吸気画像の胸椎特徴点の重心

\vec{E}_i : 呼気画像の特徴点

\vec{E}_c : 呼気画像の胸椎特徴点の重心

式(1)で表される呼吸モデルは、特徴点の数や位置の取り方によって複数のモデルを構築することができる。複数の呼吸モデルを学習画像に適用し、最適と思われる特徴点数および特徴点位置で構成された 1 つの呼吸モデルを選択した。選択にあたっては、吸気画像に呼吸モデルを適用することで仮想呼気画像を作成 (呼吸シミュレーション) し、実際の呼気画像との胸部骨格の全体的な一致を診療放射線技師の協力の下で視覚的に行った。

なお仮想呼気画像を作成するにあたり、特徴点以外の点の移動ベクトルは、各特徴点からの距離に応じて呼吸モデルの移動ベクトル群を線形補間することにより算出した。

2-2. 呼吸モデル構築結果

胸部骨格上の 8 点の特徴点の位置に基づく呼吸モデルを構築した。各特徴点の位置を、Table1 および Fig. 1 に示す。

Table 1 Feature-points of the respiration model.

No	Position
1	Tip of breastbone
2	Tip of left 1 st rib
3	Tip of right 1 st rib
4	Most left point of left 8 th rib
5	Most right point of right 8 th rib
6	Center of 1 th thoracic vertebra
7	Center of 8 th thoracic vertebra
8	Center of 11 th thoracic vertebra

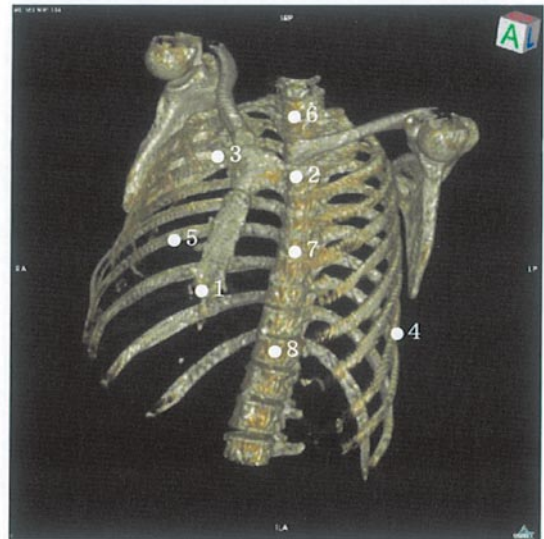


Fig. 1 Feature-points of the respiration model.

また、学習画像から構築された呼吸モデルが未知画像にも適用できることを確認するために、未知画像 (吸気・呼気画像とも、512x512pixel 0.714x0.714mm pixel spacing, 431slice スライス間隔 1mm) から特徴点を手動で抽出し、学習画像と同一の呼吸モデルを用いて呼吸シミュレーションを行った。その結果、未知画像でも仮想呼気画像が実際の呼気画像と視覚的に近い画像であり、呼吸モデルが未知画像にも適用できることを確認した。

次に、呼吸モデルの精度を検証するために、呼吸モデルと単純膨張モデルを用いてそれぞれ未知の吸気画像から仮想呼気画像を作成し、特徴点の仮想位置と実際位置の距離を求めた結果を Table2 に示す。

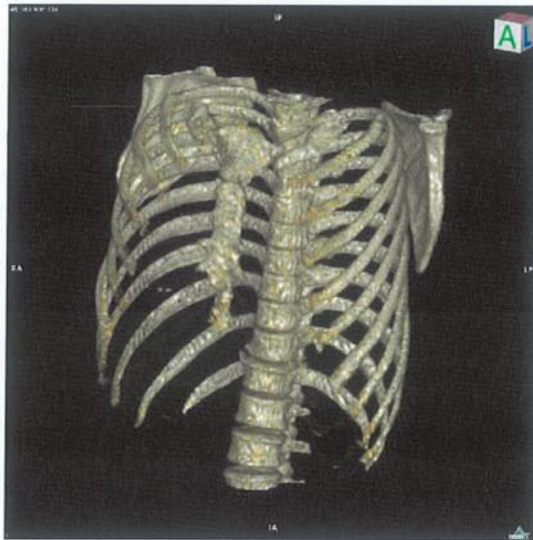
Table2 Average distance between feature-points on virtual expiration image and real expiration image.

Model	Distance [cm]	Std. dev. [cm]
Respiration	0.84	0.60
Simple expansion	1.43	1.75

単純膨張モデルは、各特徴点の呼吸による移動ベクトルを、特徴点重心を中心とした放射方向の移動と仮定したモデルである。なお両モデルにおいて、吸気量（肺活量）個人差は移動ベクトルの方向には影響せず、長さにも等比的に影響すると仮定し、8つの特徴点の仮想位置と実際位置の距離の総和が最小になるベクトル長を呼吸シミュレーションに用いた。

呼吸モデルを用いた場合、正解点との距離が0.84cmと単純膨張モデルの1.43cmよりも小さいことから、呼吸モデルにより精度の高い呼吸シミュレーションを行うことができることが示唆された。

実際の未知吸気画像／呼気画像および、呼吸モデルを用いた仮想呼気画像をFig. 2に示す。



(a)



(b)



(c)

Fig. 2 (a) real test intake image. (b) real test expiration image. (c) virtual test expiration image.

3. 胸部骨格自動抽出アルゴリズムの構築

3-1. 概要

以下の5ステップによる胸部骨格および特徴点の全自動抽出アルゴリズムを作成した。

- ① 2mm/pixel 等方画像への変換
- ② 脊柱抽出
- ③ 脊柱位置に基づいた左右後肋骨抽出
- ④ 後肋骨の延長による肋骨抽出
- ⑤ 特徴点の抽出

なお、各ステップの抽出処理のための画像探索範囲等のパラメータは全て学習データに基づいて決定した。作成したソフトウェアには、臨床利用を見据えてDICOM形式のファイルを入出力するインターフェイスを持たせた。

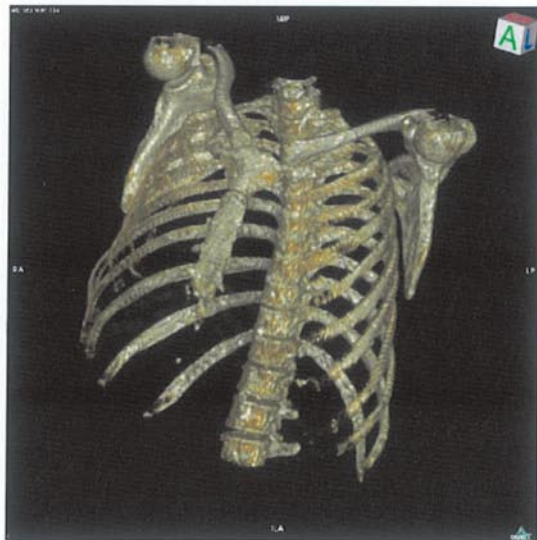
3-2. 2mm/pixel 等方画像への変換

入力された胸部画像を、xyzの3次元軸全て2mm/pixelとなるように画像を線形補間により変換した。変換の目的は、以下の4つである。

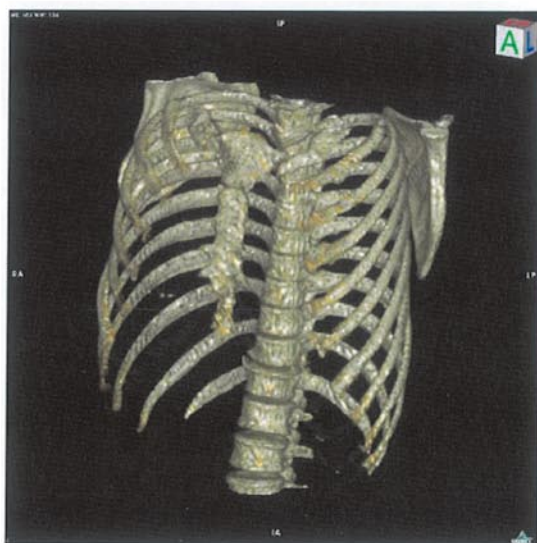
- a) 高解像度画像のノイズ低減
- b) 高解像度画像の抽出処理の高速化
- c) 異なる解像度の骨格抽出の処理を1本化
- d) Partial Volume Effectの方向依存性低減

3-3. 脊柱抽出

臥位撮影では脊柱は真っ直ぐに伸びている傾向が強いと仮定し、断面が $3.8\text{mm} \times 3.8\text{mm}$ の四角柱を画像内に様々な方向で設定し、四角柱領域内の画素値が200H.U.以上1000H.U.以下である画素の数が最大となる四角柱を脊柱領域として抽出した。学習吸気画像と未知吸気画像をFig.3に、脊柱領域でマスクした画像をFig.4に示す。

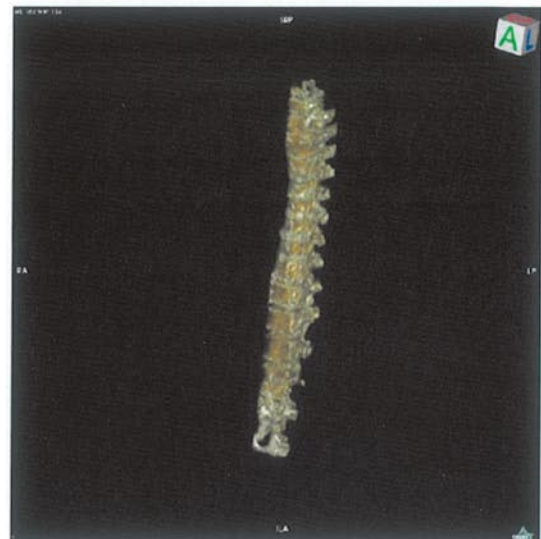


(a)



(b)

Fig.3 Original image. (a) learning intake image. (b) test intake image. (same as Fig.2a)



(a)



(b)

Fig.4 Spine region image. (a) learning intake image. (b) test intake image.

3-4. 脊柱位置に基づいた左右後肋骨抽出

前ステップで抽出された脊柱領域の中心線に対し、後ろ側に 1.8cm、左右それぞれに 5.0cm ずらした位置に断面が 2.2cm x 4.2cm の脊柱領域と体軸方向に並行な四角柱を設定し、この領域で左右の後肋骨を抽出した。学習吸気画像と未知吸気画像を脊柱領域と後肋骨領域でマスキングした画像を Fig. 5 に示す。



(a)



(b)

Fig. 5 Spine and back-rib region image. (a) learning intake image. (b) test intake image.

後肋骨領域内で閾値処理 (200-1000H. U.) とラベリング処理を行い、体積が 0.24cm^3 以下と 6.40cm^3 上のラベル領域を削除し、次いで体軸方向の間隔が 1.0cm 以下のラベル同士を結合し、残ったラベル領域を後肋骨として抽出した。

なお、第 1 肋骨の後部は、第 2 肋骨以降の後部と位置が大きくずれていることが多いと考えられるため、未抽出を防ぐ安全策として第 1 肋骨の存在判定処理を追加した。学習画像

の第 3 肋骨と第 2 肋骨の位置関係の延長上の位置 (第 1 肋骨がありそうな場所) と、実際の第 1 肋骨の位置のオフセットを算出しておき、自動抽出された最上部の 2 つのラベル領域の位置関係とオフセット量から第 1 肋骨を抽出できていなかった場合の第 1 肋骨候補位置を求め、候補位置付近の閾値処理 (200-1000H. U.) により存在判定を行った。

3-5. 後肋骨の延長による肋骨抽出

前ステップで抽出された後肋骨それぞれに対し、ラベル領域の延長処理を行って肋骨全体を抽出した。延長処理は、各後肋骨重心位置を起点として約 0.6cm ステップで行った。延長方向としては、3次元の全方位を 26 方位 (3次元 Voxel の隣接 Voxel に相当) とし、肋骨は 0.6cm 程度の間隔では急激に曲がることはないものと仮定し、前の延長ステップで採用された方向と同じか隣接する 7 ないし 9 方向とした。7 ないし 9 方向の延長先候補点付近の 1cm^3 でそれぞれ閾値処理

(200-1000H. U.) を行い、最大の画素数が得られる方向を延長先方向として採用した。

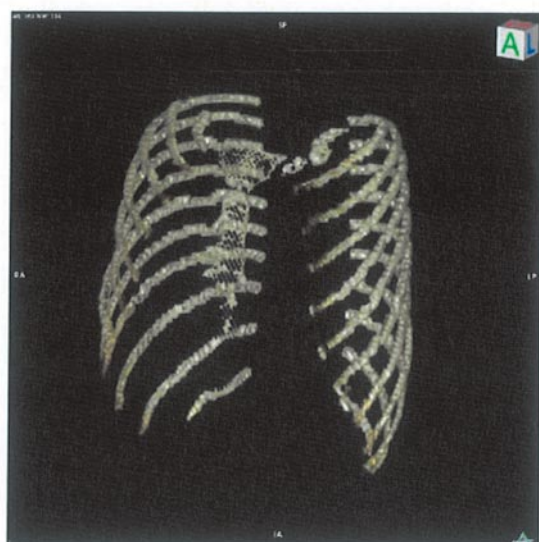
最大画素数が 0.08cm^3 相当に満たない時は、肋骨先端位置に到達したものと判断し、延長処理を終了する。なお、延長処理開始時 (後肋骨ラベル領域重心) は、前の延長ステップで採用された方向に相当する方向として、右後肋骨は右水平方向、左後肋骨は左水平方向を用いた。

次に、抽出された肋骨との位置情報を基に、胸骨を抽出した。胸骨は解剖学的に存在しうる範囲、すなわち左右方向は左右第 1 肋骨の先端の間、前後方向は第 1 肋骨先端より前方向に 10.0cm 、上下 (体軸) 方向は第 1 肋骨先端の下方向に 15.0cm の探索範囲を設定し、閾値処理 (200-1000H. U.) とラベリング処理を行って、最大ラベル領域を胸骨領域として抽出した。

学習吸気画像と未知吸気画像の肋骨および胸骨の抽出結果画像を Fig. 6 に示す。



(a)



(b)

Fig. 6 Extracted rib and breastbone image. (a) learning intake image. (b) test intake image.

3-6. 特徴点の抽出

前ステップまでで脊柱、左右肋骨、胸骨の抽出が完了しており、これら胸部骨格抽出結果から、Table1の8つの特徴点の座標を抽出した。

胸椎の中心位置(特徴点6, 7, 8)は簡易的に、脊柱中心線上の、左右後肋骨ラベルの体軸方向重心位置の平均位置を用いた。

3-7. 特徴点の抽出結果と考察

①から⑤のステップにより全自動で抽出された8点の特徴点の位置と、手動で抽出した正解位置との差をTable3に示す。

Table3 Average distances between auto-extracted feature-points and truth feature-points.

Image	Distance [cm]	Std. dev. [cm]
Learning intake	1.28	1.33
Learning expansion	1.55	1.28
Test intake	0.85	1.26
Test expiration	1.17	1.34

4画像全てで、おおむね正しい位置の特徴点が抽出され、学習画像での平均誤差は1.41cm(吸気画像1.28cm、呼気画像1.55cm)、未知画像では1.01cm(吸気画像0.85cm、呼気画像1.17cm)であった。1cm程度の誤差は認められるものの、学習画像と未知画像間の誤差は小さく、アルゴリズムもシンプルであることから、ロバスト性の高い胸部骨格特徴点抽出アルゴリズムが構築できたものと考えられる。ただし、Table3で示したように誤差の標準偏差が比較的大きく、これは胸椎や第8肋骨の抽出精度は高いものの、第1肋骨先端や胸骨先端位置の抽出精度が比較的低いことが影響している。原因としては、第1肋骨先端や胸骨先端には軟骨が存在しており、単

純な閾値処理による抽出によって、軟骨を誤抽出しているためである。

また、今回作成した胸部骨格特徴点抽出アルゴリズムの演算時間の計測結果をTable4に示す。

Table4 Required processing time to auto feature-points extraction.

Image	Image size	Time [sec]
Learning intake	512x512x361	1.01
Learning expansion	512x512x361	1.01
Test intake	512x512x431	1.27
Test expiration	512x512x431	1.28

学習画像での平均演算時間は1.01sec(吸気画像、呼気画像とも1.01sec)、未知画像では1.28sec(吸気画像1.27sec、呼気画像1.28sec)であった。演算時間はDiskI/Oを除いており、各画像で3回の計測を行って平均値を取った。計測に用いたPCは、Dell社製XPS1210(Core2DuoT7200 - 2.0GHz, 2GBメモリ)である。一般的なPCでの演算時間が1秒台となっており、検診現場でも待たされ感の少ない高速な胸部骨格特徴点抽出アルゴリズムが構築できたものと考えられる。

4. 呼吸シミュレーションの性能評価

2章で構築した呼吸モデルと、3章で構築した胸部骨格抽出アルゴリズムを用い、学習画像と未知画像のそれぞれの吸気画像から全自動で仮想的な呼気画像を作成した。すなわち、吸気画像から特徴点の自動抽出を行い、抽出された特徴点に呼吸モデルを適用し、呼吸シミュレーションによって仮想的な呼気画像を作成した。呼吸シミュレーションを行う上での誤差となる要素としては、学習画像においては特徴点の自動抽出による誤差だけであり、未知画像においては特徴点自動抽出誤差と学習画像から作成した呼吸モデル自体の個人差による誤差の2つである。学習画像の実際の吸気画像、実際の呼気画像、仮想的に作成された呼気画像、および未知画像の仮想呼気画像をFig.7に示す。(未知画像の実際の吸気/呼気画像はそれぞれFig.2a/bを参照)また、実際の呼気画像から特徴点を手動で抽出した正解位置との差をTable5に示す。



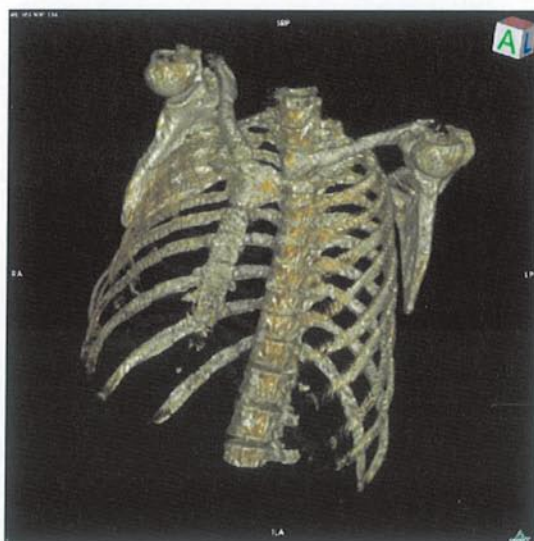
(a)



(d)



(b)



(c)

Fig.7 (a) real learning intake image. (b) real learning expiration image. (c) virtual learning expiration image. (d) virtual test expiration image.

Table5 Average distance between auto-extracted feature-points and truth feature-points.

Image	Distance [cm]	Std. dev. [cm]
Learning	0.80	2.17
Test	0.92	3.08

5. 考察

全自動で特徴点を抽出した際の誤差が呼吸シミュレーションに与える影響は、特徴点を手動で抽出した場合の呼吸シミュレーション結果 (Table2) と自動で抽出したシミュレーション結果 (Table5) を比較することにより推定することができ、その結果を Table6 に示す。学習画像で特徴点を手動で抽出した場合の呼吸シミュレーションの誤差は 0 である。

Table6 Average distance between feature-points on virtual expiration image and real expiration image.

	Manually [cm]	Automatically [cm]
Learning	(0.00)	0.80
Test	0.84	0.92

まず、特徴点を手動で抽出した場合の学習画像／未知画像間の誤差が比較的大きい。学習画像から作成した呼吸モデルが未知画像に対して最適とは言えない可能性が高く、個人差の影響を抑えるために 8 点の特徴点の移動ベクトルから単純な呼吸モデルを構築したが、やはり個人差の影響を受けているものとと唆される。ただし、本検討では呼吸モデルを 1 人の吸気／呼気画像からのみ作成しており、多数の画像から平均的な呼吸モデルを構築することで、個人差の影響を受け

くいより汎用的な呼吸モデルを構築することができる可能性がある。

また、特徴点を自動で抽出した場合において学習画像／未知画像間の誤差が比較的小さくなっており、かつ特徴点を手動で抽出した未知画像での誤差と近い値となっている。これは、呼吸シミュレーションの誤差は、特徴点の抽出誤差よりも呼吸モデルの個人差がより支配的であることを示唆している。

これらの結果から、今後呼吸シミュレーションの精度の向上を目指すにあたり、呼吸モデルの改良が必要であるものと考えられる。

6. まとめ

構築された呼吸モデルと胸部骨格抽出アルゴリズムを用いて胸部 CT 画像の呼吸シミュレーションを行うことで、全自動で吸気画像から仮想的な呼気画像を作成することができた。呼吸モデルは胸部骨格上の特徴点の呼吸による移動ベクトルを定義しているものであり、呼吸モデルを用いた呼吸シミュレーションにより吸気画像から呼気画像を作成するだけでなく、吸気量がわずかに異なる画像や肺活量の限界を超えて大きく吸気／呼気した仮想画像も作成することができると考えられる。

今後、単一の吸気量の画像から仮想的に様々な吸気量の画像を作成することができるようになることでどのような臨床的価値が生まれるかを検証していく予定だが、例えば過去に撮影した画像を現在の画像と位置合わせを行って経時サブトラクションを行う場合、吸気量の揃った状態の画像間での位置合わせを行うことが可能となり、呼吸を考慮しない場合に比較して位置合わせの精度が向上するものと期待できる。精度の高い対応位置を自動的に算出して医師に提示することができれば、医師による比較読影の効率化に寄与できるものと考ええる。

また、本検討において、高速に胸部骨格および特徴点を抽出するアルゴリズムを構築することができた。本アルゴリズムをベースに今後症例数を増やして抽出精度を改善していく予定である。

幹部マルチスライス CT 画像からの胸部骨格の構造認識. 医用画像情報学会雑誌 22 (3), 220, (2005)

[6] Kano A, Doi K, MacMahon H, Hassell DD, Giger ML : Digital image subtraction of temporally sequential chest images for detection of interval change. Med Phys 21, 453, (1994)

[7] 朴鎔燮, 北岡裕子, 佐藤嘉伸, 他 : CT 画像からの肋骨呼吸 3 次元運動の解析. 信学会論文誌 D-II, J84-D-II (8), 1618, (2001)

[8] 木戸尚治, 庄野逸 : 肋骨の変異とばねモデルを用いた胸部 CT 画像の経時的差分画像. 医用画像情報学会雑誌 24 (4), 126, (2007)

参考文献

- [1] 中村義正, 塚越伸介, 村松禎久, 他 : 胸部 CT 検診. 日本放射線技術学会雑誌 57 (9), 1089, (2001)
- [2] 守谷欣明 : 胸部 CT 検診の普及. 結核予防会機関紙複十字 304, 10, (2005)
- [3] 中川徹, 菅原陽一, 草野涼, 他 : 胸部 CT 検診におけるコンピュータ読影支援システムの開発-胸部 CT 検診実施施設の立場から-. Medix34, 33, (2001)
- [4] 山本啓二 : 胸部単純 X 線写真用 CAD. 日本放射線技術学会雑誌 61 (6), 800, (2005)
- [5] 周向榮, 小林晋士, 原武史, 他 : アトラスに基づく体