

## 時系列 MR 画像を用いた肺野内部運動の関連性評価法 —健常者と COPD 患者の呼吸運動解析への適用—

柳田 隆<sup>1,2</sup>, 後藤敏行<sup>3</sup>, 影井清一郎<sup>3</sup>, 岩澤多恵<sup>4</sup>,  
高橋 宏<sup>5</sup>, 小倉高志<sup>5</sup>, 井上登美夫<sup>6</sup>

<sup>1</sup>横浜市立大学附属市民総合医療センター放射線部 <sup>6</sup>同医学研究科放射線医学講座

<sup>2</sup>横浜国立大学大学院環境情報学府 <sup>3</sup>同環境情報研究院

<sup>4</sup>神奈川県立循環器呼吸器病センター放射線科 <sup>5</sup>同呼吸器科

### はじめに

近年, MR 装置の進歩により肺野の高速撮像が可能となり<sup>1)</sup>, これを利用して, 換気, 血流, 拡散および運動解析などの研究が進められるようになった<sup>2)~11)</sup>. これまで, 運動解析の研究では, 胸壁運動に着目した研究は行われてきたが, 肺実質に着目した運動解析の研究は少ない<sup>10),11)</sup>.

一方, MR 画像の 3 次元化や時系列撮像の導入による医師の読影負担の増大に対応して, 画像処理を導入した自動化の研究も進んでいる. これを支える技術として, 不鮮明な領域の抽出やモデルを利用した形状追跡が古くから検討されてきた. 代表的な領域抽出の手法として, 輪郭形状を弾性体としてモデル化した動的輪郭モデル (active contour model : snakes)<sup>12)</sup> を初め, 弾性輪郭モデル (elastic contour model)<sup>13)</sup> などがある. また, 領域追跡では時間軸方向の連続性も考慮した active tube<sup>14)</sup> などが提案されている. これらの問題に対して筆者らは, 肺野内の呼吸運動そのものを表現する呼吸運動モデルを利用して, 時系列 MR 画像の運動を追跡する方法を提案する<sup>15)</sup> ととも

に, 単一呼吸運動パターンモデルに基づいて高速に肺野の形状を追跡するシステムを開発した<sup>16)</sup>. 単一呼吸運動パターンモデルによる追跡は健常被験者に対して有効性が認められたが, 患者への適用を考えた場合, 呼吸運動の多様性の検討が課題となった.

従来の画像追跡の研究により, 追跡対象の評価点の運動波形は比較的容易に得られるようになった. その一方で, 各評価点がどのように関係して動くかという点については主観的な評価に頼ることが多く, 多数の評価点運動の関連性を定量的に把握する手段はこれまで研究が進んでいないのが現状である.

このような背景から, 本研究では, 肺野内を呼吸に連動して運動する場ととらえ, 肺野内の評価点すべての動きを総合的かつ定量的に把握する手法を提案する. ここでは, 肺野内各部の運動を説明するために必要最小数の最適運動パターンを抽出し, これによって, 運動場が何種類の運動パターンに支配されているかを評価する手法について論ずる. 具体的には, 最初に肺野内の各点の動きと, 平均二乗誤差が最小となる互いに独立な運動パターンの組を求め, それらの運動パターンの合成曲線として各点の運動

キーワード complexity analysis, COPD, motion analysis, respiratory motion, time sequential image

を表現する。次に、運動の記述に必要なパターンの数を肺野内運動の複雑性ととらえて、健常者と COPD (chronic obstructive pulmonary disease) 患者の呼吸運動の複雑性について検討し、提案する運動の関連性評価法の有用性を確認したので報告する。

## 方 法

### 1. 対象

健常者群として非喫煙者 5 例 (23~40 歳, 平均 30.4 歳) と COPD 患者群 24 例 (55~82 歳, 平均 70 歳) を対象とした。COPD 患者はいずれも喫煙者または元喫煙者の男性であり, GOLD 分類<sup>17)</sup>で stage I が 4 例, stage II が 10 例, stage III が 8 例, stage IV が 2 例であった。なお, 本研究は, 倫理委員会 (神奈川県立循環器呼吸器病センター) の承認を得るとともに, 参加者全員より文書による同意を得て行われた。

### 2. 撮像条件

使用装置は 1.5T のシステム (Intera Philips) で cardiac synergy coil を用いた。本研究で使用した MR 画像は, balanced FFE (fast field echo sequence) 法で FOV = 45 cm, matrix size = 128 × 256, スライス厚 = 10 mm, TR = 2.2 ms, TE = 1.1 ms, 撮像間隔 = 0.28 s/frame であり, 右肺野最大断面の矢状断像を深呼吸させながら 80 フレームを連続して撮像した。

### 3. 肺野内部器官の動き追跡

80 フレームのうち, 信号強度が異なる 1 枚目の画像を除いた 79 フレームの画像を対象に解析を行った。Balanced FFE 法による MR 画像は血管などの水成分を安定かつ高信号に描出する性質をもっており<sup>9)</sup>, 肺野内の各血管が亜区域枝付近まで観察できる。肺野内の血管の分岐部に評価点 (30 ポイント) を設定し, フレー

ムごとにこの評価点の動きを追跡した。追跡には, 筆者らのグループで開発した呼吸運動追跡システム Track<sup>16)</sup> を用い, 自動追跡結果をマニュアルモードで修正した。

### 4. 肺野内運動の複雑性の解析

最初に, 肺野内の評価点すべての動きを表す最適な運動パターンの組を求める。次に, それらすべての動きを所定の精度で表すために必要な最小の運動パターンの数を複雑さと定義し, 複雑さと近似精度の関係について検討する。

それぞれの点に対して, 平均値を基準とした動きの時間変化を表すデジタル曲線  $f(t) = (x_1, x_2, \dots, x_t, \dots, x_N)$  を考える (Fig. 1)。 $f(t)$  は  $N$  個の要素をもっていることから, それぞれの要素の値を座標値とする  $N$  次元空間上の一つの点として表現される。このとき, 振幅が異なる曲線の動き  $a \times f(t)$  は,  $N$  次元空間上では原点を通る直線上に分布する (Fig. 1A)。したがって, すべての評価点が単一のパターンで動く場合には,  $N$  次元空間の直線上の点の分布となる。一方,  $f(t)$  と異なるパターンで動く曲線群  $b \times g(t)$  は, 異なる線上の点として分布する。この結果,  $f(t)$  と  $g(t)$  の線形和で作られる合成曲線は, Fig. 1B で示すように  $N$  次元空間上で  $f(t)$  と  $g(t)$  の方向で張られる平面上の点となる。したがって, 肺野各部のすべての追跡結果を  $N$  次元空間上にプロットし, その点群が含まれる部分空間を求めることによって, 肺野内評価点全体の動きを支配する運動パターンを求めることができる。実際には, 一つの運動パターンで評価点すべての運動を近似したときの平均二乗誤差が最小となる運動パターンを表すベクトルを  $N$  次元空間上で求め, 次に, このベクトルに直交する空間の中で誤差が最小の運動パターンを求める。これを順次繰り返せばよい。以下, 運動パターンをベクトルとして表記する。

2009年4月6日受理 2009年7月7日改訂

別刷請求先 〒232-0024 横浜市南区浦舟町 4-57 横浜国立大学附属市民総合医療センター放射線部

柳田 隆

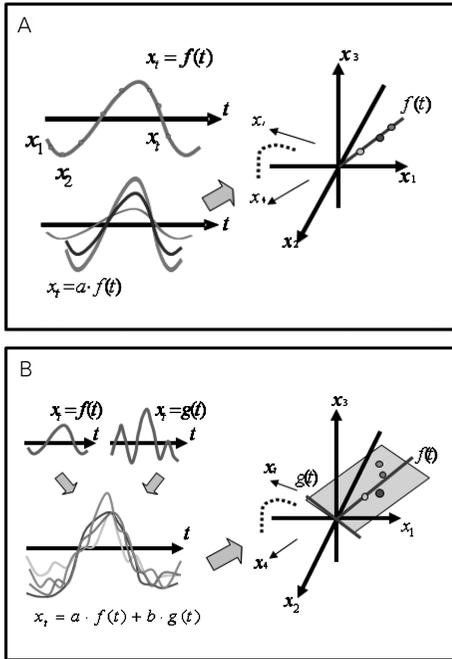


Fig. 1. Multi-dimensional representation of lung field motions  
 (A) Same motion patterns with different amplitude are placed on a single line, (B) Motions composed of two kinds of patterns are placed on a plane, two dimensional subspace, in multi-dimensional space.

求める運動パターンを  $\mathbf{a}$  (単位ベクトル), 肺野内の各評価点の動き ( $N$ 次元空間上の  $n$ 個の点) を  $\mathbf{x}_i (i=1 \sim n)$  とすると,  $\mathbf{a}$  を含む  $N$ 次元空間上の直線で  $\mathbf{x}_i$  を近似したときの平均二乗誤差  $S$  は,

$$\begin{aligned}
 S &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \Delta \mathbf{x}_i^2 \\
 &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \{ \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_i - (\mathbf{x}_i^T \mathbf{a})^T (\mathbf{x}_i^T \mathbf{a}) \} \\
 &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_i - \mathbf{a}^T \left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i \mathbf{x}_i^T \right) \mathbf{a} \\
 &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_i - \mathbf{a}^T \mathbf{V} \mathbf{a}
 \end{aligned}$$

で求められる (上付の  $T$  は転置を示す). なお,  $\mathbf{V}$  は相関行列である. ここで,  $\sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i^T \mathbf{x}_i$  は一定であるから,  $S$  を最小にするためには  $\mathbf{a}^T \mathbf{V} \mathbf{a}$  を最大とする  $\mathbf{a}$  を求めればよい. さらに,  $\mathbf{a}$  と直交する空間に対して  $S$  を最小とするベクトルを求める. 同様に, これらに直交する空間で  $S$  を最小とするベクトルを順次求める. この算出方法は主成分分析の考え方と同様であり, 平均値  $\bar{\mathbf{x}}$  を引いた分散共分散行列  $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})$

$(\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})^T$  に代えて, 本手法では相関行列  $\mathbf{V}$  の固有値  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_N$  (ただし,  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_N$ ) と固有ベクトル (主成分ベクトル)  $\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_N$  を求める. この時,  $\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_N$  が最適な運動パターンに対応し,  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_N$  は, 分散の  $\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_N$  方向の運動パターンを用いることで減少する平均二乗誤差に対応する. したがって,  $(\lambda_{i+1} + \lambda_{i+2} + \dots + \lambda_N)$  は,  $i$  番目までの最適な運動パターンで肺野内評価点のすべての動きをフィットしたときの平均二乗誤差となる. また,  $\Delta S \equiv (\lambda_{i+1} + \lambda_{i+2} + \dots + \lambda_N) / (\lambda_1 + \lambda_2 + \dots + \lambda_N)$  は残存する平均二乗誤差の割合であり,  $1 - \Delta S$  が第  $i$  主成分の累積寄与率に対応する.

本研究では, 肺野内の運動の複雑性として残存する平均二乗誤差の割合が一定値 (ここでは 5%) 以下になる最小の運動パターンの数を用い, 健常者群と COPD 群の呼吸運動について複雑性を比較評価した. さらに,  $t$  検定および one way ANOVA 検定を用い, 有意水準 5% ( $p < 0.05$ ) を有意差として統計解析した.

## 結 果

健常者 (5 例) と COPD 患者 (24 例) の深呼吸時の時系列 MR 画像を用い, 肺血管上に 30 の評価点を追跡して解析を行った (前節の記法で,  $N=79, n=30$  である). Fig. 2A および B は, それぞれ, 健常者と stage IV の COPD 症例について, 最大吸気フレームにおける評

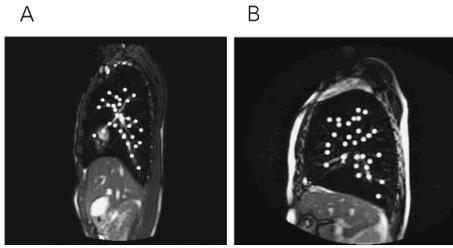


Fig. 2. Sample points used for motion analysis 30 points on lung blood vessels are selected from a frame of MRI at maximal inspiration during deep breathing. (A) Normal volunteer, (B) COPD patient at stage IV based on the GOLD guideline.

価点の位置を示したものである。次に、これらの評価点の動きを多次元空間上の点とみなして、相関行列  $V$  の固有値と固有ベクトルを求めた。Fig. 3 は、第 3 主成分までの 3 次元部分空間で評価点を表示したもので、Fig. 2 と同じ被験者 (Fig. 3A は健常者、Fig. 3B は COPD 症例) の結果である。X, Y, Z 軸は、それぞれ、第 1, 第 2, 第 3 主成分ベクトル (運動パターン) であり、点の色は、MR 画像上での評価点の体軸方向の位置に対応しており、青が下方、赤が上方であることを示している。健常者の場合は、点が X 軸 (第 1 運動パターン) に沿った直線上に分布するが、COPD 症例においては、Y 軸および Z 軸方向に分散が大きいことが確認できる。

Table 1 に、すべての被験者の第 1 から第 3 運動パターンの寄与率と第 2 運動パターンの累積寄与率を示す。また、Table 2 は健常者および COPD 患者の病期を群として、群内の平均寄与率とその標準偏差を示す。第 1 運動パターンの寄与率の群内標準偏差と第 2 運動パターンの累積寄与率 (第 1 運動パターンと第 2 運動パターンの寄与率の和) の群内標準偏差を比べると、すべての群で後者が小さい。また、健常者群と stage I から stage IV の各群の第 2 運動パターンの累積寄与率の平均は、それぞれ 97.1%, 93.6%, 92.8%, 93.4%, 88.6% となって

Table 1. Contribution Ratio of Principal Motion Pattern for All Subjects

Group*	Contribution ratio (%)			Cumulative c.r. (%) 1st + 2nd
	1st	2nd	3rd	
N	90.9	6.4	0.7	97.3
N	93.5	3.2	0.5	96.7
N	93.8	3.9	0.4	97.7
N	95.2	1.9	0.4	97.1
N	95.4	1.4	0.3	96.8
I	92.3	2.4	0.7	94.7
I	88.4	2.1	1.4	90.5
I	85.1	7.9	1.7	93.0
I	93.7	2.8	1.0	96.4
II	85.2	3.7	0.9	88.9
II	70.6	15.4	2.5	86.0
II	92.1	2.6	0.7	94.8
II	86.7	8.5	0.6	95.2
II	86.3	9.2	0.6	95.5
II	91.5	2.5	0.8	94.1
II	88.3	4.6	0.6	92.9
II	93.8	2.7	0.5	96.4
II	93.8	3.5	0.6	97.2
II	82.9	4.4	1.7	87.3
III	93.2	5.0	0.5	98.2
III	91.7	2.9	0.4	94.6
III	86.9	2.8	1.5	89.7
III	82.7	6.8	1.5	89.5
III	94.0	3.4	0.5	97.3
III	91.7	1.8	1.3	93.5
III	92.0	3.0	0.4	95.0
III	86.9	2.7	1.1	89.6
IV	83.1	4.7	3.5	87.8
IV	79.4	10.0	1.3	89.4

\* N: normal, I-IV: stage number based on the GOLD guideline<sup>17)</sup>.

いる。これは、肺野内で追跡したすべての点の動きを二つの運動パターンのみで平均二乗誤差がそれぞれ 2.9%, 6.4%, 7.2%, 6.6%, 11.4% の精度で表すことができることを示している。ここで、この断面における肺野内運動を平均二乗誤差 5% (すなわち、累積寄与率 95%) 以上の精度で表すのに必要な運動パターンの数は、

Table 2. Average and SD (standard deviation) within Subgroup of Contribution Ratio

Group*	Number of sample	Contribution ratio (%)**			Cumulative c.r. (%)** 1st+2nd
		1st	2nd	3rd	
N	5	93.8±1.8	3.3±2.0	0.5±0.2	97.1±0.4
I	4	89.9±3.9	3.8±2.7	1.2±0.4	93.6±2.5
II	10	87.1±6.9	5.7±4.2	0.9±0.7	92.8±4.0
III	8	89.9±3.9	3.5±1.6	0.9±0.5	93.4±3.5
IV	2	81.2±2.6	7.4±3.7	2.4±1.6	88.6±1.1

\* Symbols are the same as in Table 1.

\*\* shown as average±SD.

健常者では1, stage I から stage III では5, stage IV では8である。また, 第2運動パターンの累積寄与率について,  $t$  検定および one way ANOVA 検定の結果, 健常者と stage I ( $p=0.52$ ), stage II ( $p=0.15$ ), stage III ( $p=0.30$ ) の間には有意差がなく, 健常者と stage IV ( $p=0.033$ ) の間には有意差 ( $p<0.05$ ) が認められた。

## 考 察

本論文では, 肺野内の各評価点の動きを支配する運動パターンの数を呼吸運動の複雑さと定義し, 複数の評価点の動きを最小数の運動パターンの線形和で表現する方法について検討した。

最初に, 本手法の適用妥当性を検証するため, 既知の運動場を用いてシミュレーションによる比較評価を行った。ここでは, はじめに既知の二つの運動パターン  $f(t)$ ,  $g(t)$  に乱数  $n(t)$  を加えて複数の原運動  $m_{ij}(t)$  を作成する。

$$m_{ij}(t) = a_i f(t) + b_j g(t) + n(t)$$

$a_i$  および  $b_j$  は各評価点の運動成分の大きさである。これらの原運動に対して本手法を用いて新たに呼吸運動パターンの推定を行い, 各成分の大きさを推定した結果を Fig. 4 に示す。ここで,  $f(t)$ ,  $g(t)$  は, 被験者 (IV期) の呼吸運動

の第1運動パターンと第2運動パターン (振幅は正規化されている) であり,  $a_i = 80, 85, \dots, 125$  (Fig. 4A, B) または  $110$  (Fig. 4C, D), および,  $b_j = -25, -15, \dots, 25$  とし,  $n(t)$  は最大振幅5画素の一様乱数を用いた。また, Fig. 4A, B と Fig. 4C, D とは評価点の数を変えてシミュレーションを行った結果である。これらの結果より, いずれも原運動の成分を誤差1.5画素程度で正しく推定されることが確認でき, 本解析手法の妥当性が検証できた。

次に, この方法を呼吸に伴う肺実質の運動評価に適用するため, 深呼吸時の時系列 MR 画像から肺野内の血管の運動を追跡し, 健常者群と COPD 患者群について各運動パターンの寄与率を比較検討した。結果を Fig. 5 にまとめている。Fig. 5A は第1運動パターンの寄与率, Fig. 5B は第1および第2運動パターンの累積寄与率の各群の平均値と標準偏差を示す。いずれも, 病期の進行に伴って平均値は減少傾向にあるが, 個人間の分散については健常者と stage IV では小さく, stage I から stage III の患者では大きい。すなわち, 病期の進行に伴って, 肺野内運動を支配する運動パターンの数が増え, stage I から stage III の群では運動パターンの数に個人間のバラつきがあることがわかる。このことは, 肺野の動きは潜在的に比較的少数の複数の運動パターンに支配されていて, 健常者には一つの運動パターンが, 呼吸機

能が悪化するとその他の運動パターンが個別に現れると考えられるが、現時点では、stage IVの症例数が少ないことから、検討の継続が必要である。運動パターンと呼吸機能の関係が分かれば、リハビリ等によりむしろ積極的に第2、第3の運動パターンを取り入れることで、同一病期でも症状を緩和できる可能性が考えられる。今後、それぞれの運動パターンの役割についても検討したい。

MRI を利用した肺野内部の呼吸運動評価についてはいくつかの手法が提案されているが、臨床に応用した報告は少ない<sup>10),11)</sup>。呼吸運動は3次元的な運動であり、かつ吸気と呼気で

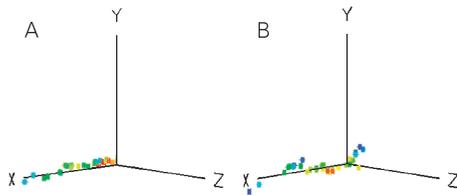


Fig. 3. Motions of sample points in three-dimensional subspace composed of the 1st, the 2nd, and the 3rd principal motion vectors, X, Y, and Z, respectively  
(A) Normal volunteer and (B) COPD patient, who are the same subjects in Fig. 2.

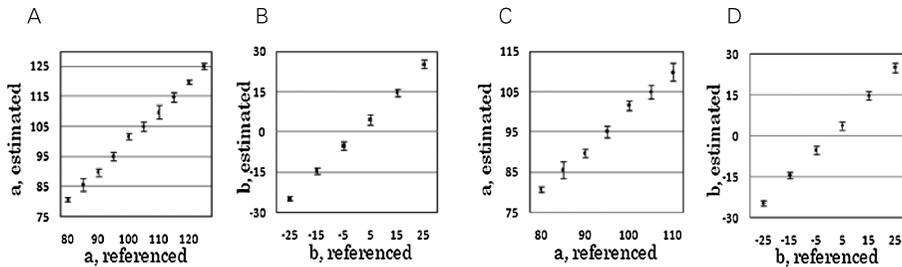


Fig. 4. Comparison of contribution between referenced and estimated motion patterns based on the proposed method  
(A) and (B) are respectively the 1st and the 2nd motion patterns in case of 30 points, (C) and (D) are in case of 21 points. a and b are amplitudes of the 1st and the 2nd motion patterns, respectively.

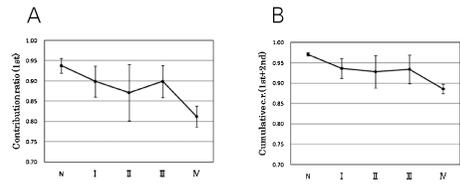


Fig. 5. Average and SD within subgroup versus stage of COPD  
(A) Contribution ratio of the 1st motion pattern, (B) Cumulative contribution ratio of the 1st and the 2nd motion patterns. Symbols of groups are the same as in Table 1.

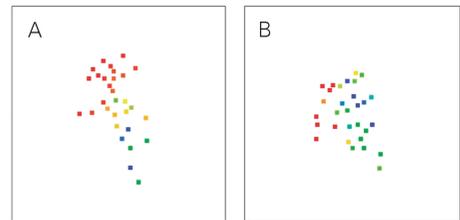


Fig. 6. Motion-pattern contribution map for the same subjects in Fig. 2  
Blue and red colors represent respectively the strong and weak contribution of the 2nd principal motion pattern. (A) Normal volunteer represented in Fig. 2A, (B) COPD patient represented in Fig. 2B.

その軌跡が異なるヒステリーシスを示すため、それを定量的に評価するのが困難であった。オプティカルフロー解析<sup>18)</sup>などこれまでの画像追跡では、それぞれのフレームにおいて各部で定量的な動きベクトルが得られるが、結果の評価に問題があった。本論文で提案した解析手法では、局所の動きが評価できると同時に、肺野全体の呼吸運動の複雑さや関連性を症例ごとに評価することが可能になる。Fig. 6は、Fig. 2で表示した評価点がどの運動パターンで運動しているかを色別で可視化したものであり、第2運動パターンの寄与が相対的に大きい評価点を赤色で、第2運動パターンの寄与が小さい評価点を青色で表している。これを MPC (motion pattern contribution) マップと呼ぶことにする。Fig. 6の MPC マップから、肺野内の各部でどの運動パターンが現れているかを確認することができる。MPC マップによると健常者および患者ともに空間的に複数の動きが現れることがわかる。本手法は、複数の評価点の運動波形の関連性を評価することが目的であるため、評価対象の評価点の運動に偏りがある場合は結果に影響を受ける。呼吸運動は一般に左右方向に比べて体軸方向および前後方向に顕著であるため、今回の研究では、矢状断面を選び、また、亜区域レベルの血管が比較的多く描出できることから最大断面のスライスを用いた。3次元時系列画像が利用できれば、本手法を3次元へ適用することが可能である。

臨床面では、stage I から stage III の間で病期と寄与率との相関は認められなかった。今回は少数の症例を用いた検討であり、健常者と COPD 患者との年齢差もあった。その他、評価点の追跡に関する問題点として、最終的にマニュアル追跡を使用しており、追跡精度の関係から第3の運動パターンの評価が困難であった。さらに、COPD 患者では、肺気腫などの影響により肺野内の血管が細くなって描出が難しくなるため、フレーム間の対応判定が困難になる。これらの課題に対しては、画像処理を導

入した自動追跡システムの検討を進めている。また、評価点の3次元的な動きの影響などの課題がある。一方、今回提案した手法は、2次元のみならず3次元呼吸運動評価に適用できるという特長がある。他のモダリティや時系列3次元画像に対する適用も含めて今後検討したい。

## ま と め

時系列 MR 画像を用いて、呼吸運動の関連性評価法を提案した。最初に、肺野内の各評価点の動きと、平均二乗誤差が最小となる互いに直交する運動パターンの組を求め、次に複数の運動パターンの合成曲線として各点の運動を表現する方法について論じた。さらに、運動の記述に必要な呼吸パターン数を肺野内運動の複雑性ととらえて、健常者と COPD 患者の呼吸運動の複雑性について検討した。この結果、健常者群および COPD 患者群ともに、比較的少数の運動のパターンに支配されていることが分かった。また、IV期の症例では他に比べて呼吸運動が複雑であること、COPD 患者の stage I から stage III では複雑性において様々な状態が混在することが分かった。

今後、画像処理導入による追跡の効率化と高精度化の検討を行い、より多くの症例に対する評価を進めたい。また、今回の症例の多くは CT 画像も撮影されているので、肺気腫と運動パターンや複雑さとの関係についても比較検討を行いたい。一方、運動の関連性評価は次元に依存しないことから、時系列3次元画像の撮像技術の進展をみながら肺野全体の運動評価への適用も検討したい。

なお、本論文の要旨は、第1回呼吸機能イメージング研究会学術集会(2009年1月、京都)において発表した。

文 献

- 1) 岩澤多恵, 大野良治, 後藤敏行, 影井清一郎, 井上登美夫: MRIによる肺機能の評価. 日本胸部臨床 2004; 63: 1039-1051
- 2) 幡生寛人: 高速撮像の臨床—胸部(胸)—. 日磁医誌 1995; 17: 439-444
- 3) Gierada DS, Curtin JJ, Erickson SJ, Prost RW, Strandt JA, Goodman LR: Diaphragmatic motion: fast gradient-recalled-echo MR imaging in healthy subjects. Radiology 1995; 194: 879-884
- 4) Iwasawa T, Kawamoto M, Yoshiike Y, Saito K, Matsubara S: Normal in-plane respiratory motion of the bilateral hemidiaphragms evaluated by sequentially subtracted fast magnetic resonance images. J Thorac Imaging 1999; 14: 130-134
- 5) Iwasawa T, Yoshiike Y, Saito K, Kagei S, Gotoh T, Matsubara S: Paradoxical motion of the hemidiaphragm in patients with emphysema. J Thorac Imaging 2000; 15: 191-195
- 6) Iwasawa T, Kagei S, Gotoh T, Yoshiike Y, Matsushita K, Kurihara H, Saito K, Matsubara S: Magnetic resonance analysis of abnormal diaphragmatic motion in patients with emphysema. Eur Respir J 2002; 19: 225-231
- 7) Suga K, Tsukuda T, Awaya H, Takano K, Koike S, Matsunaga N, Sugi K, Esato K: Impaired respiratory mechanics in pulmonary emphysema: evaluation with dynamic breathing MRI. J Magn Reson Imaging 1999; 10: 510-520
- 8) Suga K, Tsukuda T, Awaya H, Matsunaga N, Sugi K, Esato K: Interaction of regional respiratory mechanics and pulmonary ventilatory impairment in pulmonary emphysema: assessment with dynamic MRI and xenon-133 single-photon emission CT. Chest 2000; 117: 1646-1655
- 9) Nitz WR: Fast and ultrafast non-echo-planar MR imaging techniques. Eur Radiol 2002; 12: 2866-2882
- 10) Gee J, Sundaram T, Hasegawa I, Uematsu H, Hatabu H: Characterization of regional pulmonary mechanics from serial magnetic resonance imaging data. Acad Radiol 2003; 10: 1147-1152
- 11) Voorhees A, An J, Berger KI, Golding RM, Chen Q: Magnetic resonance imaging-based spirometry for regional assessment of pulmonary function. Magn Reson Med 2005; 54: 1146-1154
- 12) Kass M, Witkin A, Terzopoulos D: Snakes: active contour models. Int J Computer Vision 1988; 1: 321-331
- 13) 上田修功, 間瀬健二, 末永康仁: 弾性輪郭モデルとエネルギー最小化原理による輪郭追跡手法. 電子情報通信学会論文誌 1992; J75-D-II: 111-120
- 14) 古川 亮, 今井正和, 鳥野 武: 時空間画像を利用した弾性輪郭モデルとその収束方法. 電子情報通信学会論文誌 1996; J79-D-II: 1054-1063
- 15) 松下孝太郎, 朝倉 輝, 影井清一郎, 後藤敏行, 岩澤多恵, 井上登美夫: 呼吸パターンに基づく時系列胸部MR画像の臓器形状追跡. 画像電子学会誌 2004; 33: 1115-1122
- 16) 朝倉 輝, 後藤敏行, 影井清一郎, 岩澤多恵, 井上登美夫: 時系列MR画像の呼吸運動解析支援システム. Med Imag Tech (日本医用画像工学会誌) 2005; 23: 39-46
- 17) Global initiative for chronic obstructive lung disease. Global strategy for the diagnosis, management, and prevention of chronic obstructive pulmonary disease <http://www.goldcopd.org/>, Guidelines & Resources; updated 2008: 3-4
- 18) 倉林 有, 影井清一郎, 後藤敏行, 岩澤多恵: Deformable modelを利用したオプティカルフロー解析の医用画像への適用. 電子情報通信学会論文誌 2003; J86-D-II: 1765-1773

## Complexity Analysis of Lung Field Motion using Time Sequential MRI

Takashi YANAGITA<sup>1,2</sup>, Toshiyuki GOTOH<sup>3</sup>, Seiichirou KAGEI<sup>3</sup>,  
Tae IWASAWA<sup>4</sup>, Hiroshi TAKAHASHI<sup>5</sup>, Takashi OGURA<sup>5</sup>,  
Tomio INOUE<sup>6</sup>

<sup>1</sup>*Department of Radiology, Yokohama City University Medical Center  
4-57, Urafune-cho, Minami-ku, Yokohama 232-0024*

<sup>2,3</sup>*Graduate School of Environment and Information Sciences, Yokohama National University*

<sup>4</sup>*Department of Radiology, Kanagawa Cardiovascular and Respiratory Center*

<sup>5</sup>*Pulmonary Division, Kanagawa Cardiovascular and Respiratory Center*

<sup>6</sup>*Department of Radiology, Yokohama City University School of Medicine*

We propose a new method for evaluating the complexity of breathing movements in the lung field using time-sequence magnetic resonance (MR) images. Complexity of lung field motion is defined as the number of required principal motion patterns.

After extraction of motion patterns for sample points in the field from lung frame sequences, a set of optimum (principal) motion patterns is obtained by minimizing the total mean square error between original motions of the sample points and those reproduced from the combination of the principal motion patterns.

We applied this method to time sequential MR sagittal images with 79 frames taken at the mid portion of the right lung during deep breathing with balanced fast field echo (FFE) sequence for 5 normal volunteers and 24 patients with chronic obstructive pulmonary disease (COPD) (4, stage I; 10, stage II; 8, stage III; 2, stage IV based on the Global Initiative for COPD [GOLD] guideline), and estimated the contribution ratios of principal motion patterns for all subjects.

Lung field motion is not complex, but represented with only a few principal motion patterns. We evaluated the differences in complexities among the 5 groups as the average within the subgroup of the cumulative contribution ratios of the first and second motion patterns: normal,  $97.1 \pm 0.4\%$ ; stage I,  $93.6 \pm 2.5\%$ ; stage II,  $92.8 \pm 4.0\%$ ; stage III,  $93.4 \pm 3.5\%$ ; and stage IV,  $88.6 \pm 1.1\%$ . The contribution ratios of the first principal motion patterns between the normal volunteers and the patients with stage IV COPD were significantly different.

Motion of each part of the lung field is visualized as a motion-pattern contribution map for normal and stage IV subjects.