

# 特徴ベクトルを用いた時空間エネルギー最小化型変形モデルによる動き推定

## Motion Estimation by a Spatiotemporal Energy Minimizing Deformable Model Using Spatio-Temporal Feature Vectors

倉林 有†      影井 清一郎‡      後藤 敏行‡      岩澤 多恵‡      井上 登美夫‡  
 Yew Kurabayashi    Seiichiro Kagei    Toshiyuki Gotoh    Tae Iwasawa    Tomio Inoue

### 1. まえがき

柔軟に変形する物体の動き推定は、コンピュータビジョンの分野において、将来性のある課題である。従来の動き推定手法であるこう配法 [1] やマッチング法 [2] を柔軟に変形する物体に適用する場合、さまざまな問題が生ずる。一方、snakes [3] に代表される変形モデルによる別のアプローチが可能である。

変形モデルは、領域抽出や対象追跡の有効な手段として研究されてきた [4],[5]。対象追跡には、動的変形モデル (dynamic deformable model) [6] を利用する方法や、フレーム間エネルギーを利用する方法 [13]~[17] があり、空間について 1 次元の変形モデルとなっている。また、面状または網状の 2 次元モデルにフレーム間エネルギーを用いれば、対象の輪郭のみならず、モデル内部を含む動き推定 (オプティカルフロー推定) が期待できる。実際、動きを推定するためのフレーム間エネルギーを利用した 2 次元モデルとして、我々は、active interframe model (AIM) を提案した [7]。

本論文では、はじめに、従来の変形モデルのエネルギーを分類・整理する。新しい分類として、エネルギーのスカラ微分型とベクトル微分型を導入する。次いで、ベクトル微分型のフレーム間外部エネルギーを導入した 2 次元変形モデルを提案し、実際の画像から作成したテスト画像を用いて新しいタイプのエネルギーの効果調べ、その有効性を検討する。

### 2. 変形モデルの分類

変形モデルを用いた従来手法を図 1 に示す。

変形モデル (古典的変形モデル [8]) は、動的変形モデルとエネルギー最小化型変形モデルとに分けられる。adaptive mesh [9],[10] などの動的変形モデルは、エネルギー式中に時間の 2 次微分の項を含むため、不連続な動きや、その原因となるノイズに弱い。また、運動方程式を用いることにより物理的性質を反映しているが、モデルの質量係数や減衰係数などの情報を画像中の被写体から得ることは難しい。

これに対し、エネルギー最小化型変形モデルには、積分

形式であるため、greedy algorithm[11]のような簡潔な解法が利用できるという利点がある。空間の次元により、1 次元 (曲線) の snakes [3] と 2 次元 (面) の active net [12] がある。また、これらを時系列画像に拡張した、空間 1 次元 + 時間 (1D + T) の active tubes 等 [13]~[17] と、空間 2 次元 + 時間 (2D + T) の AIM 等 [7],[18],[19] がある。

変形モデルのエネルギーを、定義式に時間微分を含まないフレーム内エネルギーと、時間微分のみからなるフレーム間エネルギーとに分類する。それぞれのエネルギーは、標本点位置を無次元パラメータで微分した項のみから定義される内部エネルギーと、それ以外の外部エネルギーに分けられる (表 1 参照)。外部エネルギーは、通常、画像の輝度情報から導かれる。

一方、エネルギー式で、スカラ量またはベクトル量の時間微分が含まれる項を、それぞれ、「スカラ微分型」、「ベクトル微分型」と呼ぶと、フレーム間エネルギーは、スカラ微分型とベクトル微分型に分類される。空間 1 次元 + 時間 (1D + T) のときの代表例を、表 2 に示した。ここで、 $r$  は曲線の位置 ( $s \in [0, 1]$ )、ベクトル  $K$  は画像特徴関数  $K_k$  を  $k$  番目の要素とする画像特徴ベクトルである。

従来の研究を、変形モデルのエネルギー式の形式から分類すると、表 3 となる。

[15]で用いられた時空間輝度勾配など、表 3 のようには分類できないエネルギーも考えられるが、ここでは、全エ

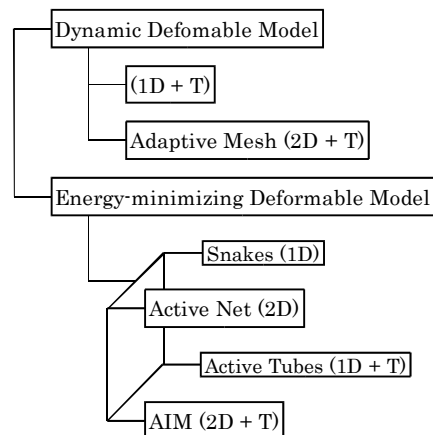


図 1 (古典的) 変形モデルの分類。xD + T は、モデルの次元を表し、D は空間 (x は次元数)、T は時間に対応する。

Fig. 1 Classification of (classic) deformable models.

表 1 変形モデルのエネルギー分類  
 Table 1 Energies of deformable models.

Total Energy : $E$			
Intraframe Energy : $E_{sp}$		Interframe Energy : $E_{tm}$	
Internal Energy : $E_{sp-in}$	External Energy : $E_{sp-ex}$	Internal Energy : $E_{tm-in}$	External Energy : $E_{tm-ex}$

† 東京理科大学工学部第一部,  
 Faculty of Engineering, Tokyo University of Science

‡ 横浜国立大学大学院環境情報研究院,  
 Faculty of Environment and Information Sciences,  
 Yokohama National University

‡‡ 神奈川県立循環器呼吸器病センター放射線科, Dept. of  
 Radiology, Kanagawa Cardiovascular & Respiratory Center

‡‡‡ 横浜国立大学医学部,  
 School of Medicine, Yokohama City University

表 2 フレーム間エネルギーの分類と代表的定式化

Table 2 Categories and representative forms for interframe energy.

	Internal Energy	External Energy
Scalar Differential Type	$\left( \frac{\partial}{\partial t} \left  \frac{\partial \mathbf{r}}{\partial s} \right  \right)^2, \left( \frac{\partial}{\partial t} \left  \frac{\partial^2 \mathbf{r}}{\partial s^2} \right  \right)^2$	$\sum_k \left  \frac{dK_k}{dt} \right $
Vector Differential Type	$\left  \frac{\partial^2 \mathbf{r}}{\partial s \partial t} \right ^2, \left  \frac{\partial^3 \mathbf{r}}{\partial s^2 \partial t} \right ^2$	$\left  \frac{d\mathbf{K}}{dt} \right $

表 3 エネルギー最小化型変形モデルで用いられているエネルギー

Table 3 Energy forms used in energy-minimizing deformable models.

Energy Type	Reference		
		1D Model	2D Model
Intra-frame	Internal	[13], [14]*1, [15], [16]	[18], [19]
	External	[13], [14]*1, [15]*2, [16], [17]	[18], [19]
Inter-frame	Internal	Scalar	[14]*1, [17]
		Vector	[13], [15], [16], [17]
	External	Scalar	[15]*2, [16], [17]
		Vector	—

\*1: The energy used for matching between frames is different from the energy for contour extraction.

\*2: Spatiotemporal brightness gradient is used as a part of external energy that cannot be classified into intraframe nor interframe energies by the way which we divided them in this paper.

エネルギーがそれぞれのエネルギーの単純和で構成されるとする。

$$E = E_{sp-in} + E_{sp-ex} + E_{im-in} + E_{im-ex} \quad (1)$$

また、エネルギー式も文献によって若干異なる。しかし、考え方は同じであるので、ここでは典型例のみを用いる。

以下では、空間 2 次元 + 時間 (2D + T) のエネルギー最小化型変形モデルを扱い、フレーム間エネルギーの型が異なる 4 種類のモデルについて、エネルギー式の効果の違いを調べる。

### 3. 定式化

#### 3.1 モデルの概要

面上の標本点を

$$\mathbf{r}(p_1, p_2, t) = \left( \mathbf{r}_x(p_1, p_2, t), \mathbf{r}_y(p_1, p_2, t) \right) \quad (2)$$

とする。ただし  $(p_1, p_2, t) \in [0, 1] \times [0, P] \times [0, T]$  ( $P$  は横と縦の比), また  $\mathbf{r}_x, \mathbf{r}_y$  は、それぞれ  $\mathbf{r}$  の  $x, y$  成分である。このとき、モデルは次のエネルギーを持つ。

$$\mathcal{E} = \int_0^T \int_0^P \int_0^1 E(\mathbf{r}(p_1, p_2, t), t) dp_1 dp_2 dt \quad (3)$$

ここで、 $E(\mathbf{r}, t)$  は式 (1) で与えられる。

#### 3.2 内部エネルギー

フレーム内内部エネルギーは、重み  $\alpha_{sp}, \beta_{sp}$  を用いて、

$$E_{sp-in} = \alpha_{sp} \left( \left| \mathbf{r}_{p_1} \right|^2 + \left| \mathbf{r}_{p_2} \right|^2 \right) + \beta_{sp} \left( \left| \mathbf{r}_{p_1 p_1} \right|^2 + 2 \left| \mathbf{r}_{p_1 p_2} \right|^2 + \left| \mathbf{r}_{p_2 p_2} \right|^2 \right) \quad (4)$$

一方、フレーム間内部エネルギーには、スカラー微分型とベクトル微分型とがある。

スカラー微分型フレーム間内部エネルギーは、

$$E_{im-in}^{(s)} = \alpha_{im} \left( \left| \mathbf{r}_{p_1} \right|_t^2 + \left| \mathbf{r}_{p_2} \right|_t^2 \right) + \beta_{im} \left( \left| \mathbf{r}_{p_1 p_1} \right|_t^2 + 2 \left| \mathbf{r}_{p_1 p_2} \right|_t^2 + \left| \mathbf{r}_{p_2 p_2} \right|_t^2 \right) \quad (5)$$

ここで、 $\alpha_{im}, \beta_{im}$  は重みである。

また、ベクトル微分型フレーム間内部エネルギーは、

$$E_{im-in}^{(v)} = \alpha_{im} \left( \left| \mathbf{r}_{p_1 t} \right|^2 + \left| \mathbf{r}_{p_2 t} \right|^2 \right) + \beta_{im} \left( \left| \mathbf{r}_{p_1 p_1 t} \right|^2 + 2 \left| \mathbf{r}_{p_1 p_2 t} \right|^2 + \left| \mathbf{r}_{p_2 p_2 t} \right|^2 \right) \quad (6)$$

#### 3.3 外部エネルギー

フレーム内外部エネルギーは、所望の画像特徴に標本点を引き寄せる役割を担う。複数の画像特徴の利用を考慮して、それぞれの画像特徴を成分とするベクトルで表現する (画像特徴の具体例は 4 章に示す)。

$$E_{sp-ex} = -\gamma_{sp} \left| \mathbf{J} \right| \quad (7)$$

$$\mathbf{J} = \left( J_1, J_2, \dots, J_{j_{\max}} \right)$$

ここで、 $\gamma_{sp}$  は重み、 $J_j(\mathbf{r}(p_1, p_2, t), t)$  は画像特徴関数である。

フレーム間外部エネルギーは、対象上の画像特徴が隣接フレーム間で保存されることを示す。画像特徴関数を  $K(\mathbf{r}(p_1, p_2, t), t)$  とすると、

$$K(\mathbf{r}(p_1, p_2, t), t) = K(\mathbf{r}(p_1, p_2, t + \delta t), t + \delta t) \quad (8)$$

即ち、

$$\frac{dK(\mathbf{r}(p_1, p_2, t), t)}{dt} = 0 \quad (9)$$

であり、これをフレーム間外部エネルギーの基本式とする。従って、複数の画像特徴に基づく場合、 $k$  番目の画像特徴関数を  $K_k$  とすると、スカラー微分型フレーム間外部エネルギーは、

$$E_{im-ex}^{(s)} = \gamma_{im} \sum_k \left| \frac{dK_k}{dt} \right| \quad (10)$$

また、 $K_k$  を第  $k$  成分とする画像特徴ベクトルを

$$\mathbf{K} = \left( K_1, K_2, \dots, K_{k_{\max}} \right) \quad (11)$$

とすると、ベクトル微分型フレーム間外部エネルギーは、

$$E_{im-ex}^{(v)} = \gamma_{im} \left| \frac{d\mathbf{K}}{dt} \right| \quad (12)$$

ここで、 $\gamma_{im}$  は重みである。

### 4. 特徴ベクトル

フレーム間外部エネルギーに用いる画像特徴の例を、以下に示す。

#### 4.1 輝度

$I(x, y, t)$  を画像関数、 $G_\sigma$  を標準偏差  $\sigma$  の 2 次元ガウス関数、 $*$  を畳みこみ演算とする。平滑化した輝度  $G_\sigma * I(\mathbf{r}(p_1, p_2, t), t)$  を画像特徴とするときは、

$$K_b = \lambda_b G_\sigma * I(x, y, t) = \lambda_b \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} H(\xi, \eta, t) d\xi d\eta \quad (13)$$

$$H(\xi, \eta, t) = \frac{I(\xi, \eta, t)}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{(x-\xi)^2 + (y-\eta)^2}{2\sigma^2}\right) \quad (14)$$

ただし、 $\lambda_b$  は相対的重みである。

#### 4.2 輝度勾配

平滑化した輝度勾配  $\nabla G_\sigma * I(\mathbf{r}(p_1, p_2, t), t)$  を画像特徴ベクトルとすると、

$$\begin{aligned}
 \mathbf{K}_g &= \lambda_g G_\sigma * \nabla I(x, y, t) \\
 &= \lambda_g \nabla G_\sigma * I(x, y, t) \\
 &= \lambda_g \left( \frac{\partial G_\sigma}{\partial x} * I, \frac{\partial G_\sigma}{\partial y} * I \right)
 \end{aligned}
 \tag{15}$$

ただし,  $\lambda_g$  は相対的重みである. また,

$$\begin{aligned}
 (\mathbf{K}_g)_x &= \frac{\lambda_g}{\sigma^2} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} (\xi - x) H(\xi, \eta, t) d\xi d\eta \\
 (\mathbf{K}_g)_y &= \frac{\lambda_g}{\sigma^2} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} (\eta - y) H(\xi, \eta, t) d\xi d\eta
 \end{aligned}
 \tag{16}$$

### 4.3 輝度パターン

原点の近傍領域  $A$  に含まれる点を,  $\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_i, \dots$  とする. このとき,  $\lambda_a$  を相対的重みとして,

$$(\mathbf{K}_a)_i = \frac{\lambda_a}{|A|} I(\mathbf{r} + \mathbf{a}_i, t)
 \tag{17}$$

を要素とするベクトルを  $\mathbf{K}_a$  と置く. ただし,  $|A|$  は  $A$  の面積である. ブロックマッチングなど, 輝度パターンを反映させるエネルギーには, ベクトル  $\mathbf{K}_a$  を用いることができる.

$\lambda_a$  を  $i$  の関数とすることで, 線形フィルタを施したパターンマッチングも, この形式で表すことが出来る.

## 5. 実験

### 5.1 エネルギーの組合せ

表 4 に示した内部エネルギー形式と特徴ベクトルを用いて, 実験を行う. 表 4 の最左列に示した記号は, 実験の条件を区別している. 記号の 1 文字目の大文字はフレーム間内部エネルギー, 2 文字目の小文字はフレーム間外部エネルギーの種別を表す ( $S$  または  $s$  はスカラー微分型,  $V$  または  $v$  はベクトル微分型). なお, フレーム内外部エネルギーには, 輝度勾配を用いる.

$$\mathbf{J} = \mathbf{K}_g
 \tag{18}$$

この実験の目的は, 次の 2 点にある.

- フレーム間内部エネルギーについて, スカラー微分型とベクトル微分型による違いを確認する.
- フレーム間外部エネルギーを, ベクトル微分型にしたときの効果を確認する.

表 4 フレーム間エネルギー  
Table 4 Interframe external energies.

Run	Internal Energy		External Energy
	Scalar (Eq. 5)	Vector (Eq. 6)	Brightness Gradient (Eq. 15)
[Ss1]	○		●
[Vs1]		○	●
[Sv1]	○		○
[Vv1]		○	○

●:  $K = \lambda_g^{(s)} |\nabla G_\sigma * I(x, y, t)|$  is used.

### 5.2 テスト画像系列による実験

#### 5.2.1 テスト画像

実験には, 呼吸運動解析のために撮影された, 健康な成人男性の MR 胸部時系列画像の中から, 図 2 に示した曲線を用いて, 拡大と回転の二つのテスト画像を作成した. 画像は, 幅, 高さとも 256 画素のモノクロ 8 ビット階調である. ただし, 実験に使用する際, 画像の周囲を 20 画素ずつ拡張した.

拡大画像は, 周囲を拡張した画像の  $x$  座標 276 を中心に, 水平方向に 5% 拡大した画像を用いた.

回転画像は, 図 2 に示された円内 (外円, 内円の半径は, それぞれ, 40, 20 画素) を, 図 3 (a) で示したように反時計方向に最大 20° 回転した. 図 3 (b) に, 正解の動きを示す.



図 2 テスト画像作成用原像 (MR 矢状断像)  
Fig. 2 Original for making test images.

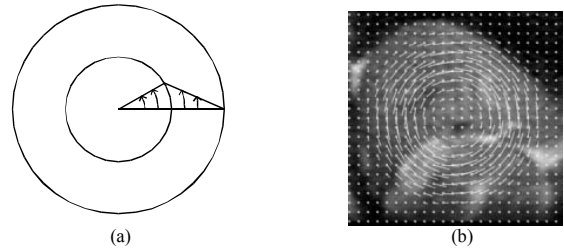


図 3 回転の様子. (a) 図解, (b) 正解  
Fig. 3 Illustration of rotation.

表 5 パラメータ値  
Table 5 Parameter values.

$\frac{\alpha_{sp}}{(\Delta p)^2}$	$\frac{\beta_{sp}}{(\Delta p)^4}$	$\frac{\alpha_{sm}}{(\Delta p_1)^2 (\Delta t)^2}$	$\frac{\beta_{sm}}{(\Delta p_1)^4 (\Delta t)^2}$
0	4	2.5	2

$\gamma_{sp}$	$\frac{\gamma_{sm}}{\Delta t}$	$\lambda_g^{(s)}$	$\lambda_g$	$\sigma$
40	1	200	200	3

$\Delta t = 1, T = 1.$

#### 5.2.2 実験

実験で用いたパラメータ値を, 表 5 に示す. 重みは, 標本点が外力無しで集中, 分散することなく, 適度にエッジに集まるように調整したものである. また, 使用したネットの標本点間隔 (横:  $\Delta p_1$ , 縦:  $\Delta p_2$ ) は, 初期モデルにおいて, 縦, 横とも 5 ないし 6 画素とした.

各画像系列に対して表 6 に示した条件で初期モデルを作成し, [Ss1], [Vs1], [Sv1], [Vv1] の条件に対して実験を行った. それらの結果を, 図 4 (a) ~ (d) に示す. また, それぞれの場合に対して, 誤差ベクトルの大きさの平均を表 7 に示した.

この例ではフレーム間エネルギーの差 ([Ss1] と [Vs1], および [Sv1] と [Vv1]) はほとんどない. 一方, フレーム間外部エネルギーについては, スカラー微分型 ([Ss1] または [Vs1]) に比べ, ベクトル微分型 ([Sv1] または [Vv1]) のほうが, 推定精度が上がっていることがわかる. 推定精度の大幅な向上は, ベクトル微分型により, 輝度勾配の方向が評価されるためと思われる.

表 6 初期モデル条件  
Table 6 Conditions for initial models.

	Rectangular Area Covered by Initial Model		$\Delta p = \Delta q$
	Top Left Corner	Bottom Right Corner	
Expansion	(72, 15)	(222, 280)	1 / 32
Rotation	(81, 18)	(221, 278)	1 / 30

	Number of Sampling Points		$P$
	Horizontal	Vertical	
Expansion	56	33	1.7
Rotation	55	31	1.8

表 7 誤差ベクトルの大きさ (単位は画素) の平均  
Table 7 Average magnitude of error vectors in pixels.

	[Ss1]	[Vs1]	[Sv1]	[Vv1]
Expansion	3.24	3.35	0.804	0.833
Rotation	2.66	2.64	1.77	1.69

## 6. むすび

変形モデルのエネルギー中のフレーム間エネルギーをスカラー微分型とベクトル微分型とに分類し、フレーム間外部エネルギーに特徴ベクトルを用いた新しいモデルを導入した。このモデルでは、特徴の大きさだけでなく、特徴ベクトルの方向もエネルギーの中に組み込むことができる。

実際の MR 画像から作成したテスト画像を用いて、微分型の違いの効果を、拡大と回転について検証した結果、特徴ベクトルを用いると、特徴の大きさを用いるよりも推定精度が上がるのがわかった。一方、内部エネルギーの型による差異は、ほとんど認められなかった。

今後は、輝度勾配以外の画像特徴を利用について検討したい。

## 文献

- [1] J.K. Kearney, W.B. Thompson, and D.L. Boley, "Optical flow estimation: An error analysis of gradient-based methods with local optimization," IEEE Trans. Pattern Anal. and Machine Intell., vol. PAMI-9, no. 2, pp.229-244, Mar. 1987.
- [2] É. Vincent and R. Laganière, "An Empirical Study of Some Feature Matching Strategies," VI02, Calgary, Canada, May, 125 2002
- [3] M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos, "Snakes: Active contour models," Int. J. Comput. Vision, vol. 1, pp. 321-331, 1988.
- [4] Active vision, A. Blake and A. Yuille, ed., MIT Press, Cambridge, 1992.
- [5] A. Blake and M. Isard, Active contours, Springer-Verlag, New York, 1998.
- [6] D. Terzopoulos, A. Witkin, and M. Kass, "Constraints on deformable models," Artif. Intell., vol. 36(1), pp.91-123, 1988.
- [7] 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と医用画像への適用," 信学論(D-II), vol.J86-D-II, no.12, pp.1765-1773, Dec. 2003.
- [8] Geometric Level Set Method, S. Osher and N. Paragios, ed., Springer-Verlag, New York, 2003.
- [9] D. Terzopoulos and M. Vasilescu, "Sampling and reconstruction with adaptive meshes," CVPR'91, pp.70-75, 1991.
- [10] S. Benayoun, N. Ayache, and I. Cohen, "An adaptive model for 2D and 3D dense non rigid motion computation," Research Report 1994, INRIA, no.2297, 1994.
- [11] D.J. Williams and M. Shah, "A fast algorithm for active contours and curvature estimation," CVGIP: Image Understanding, vol.55, no.1, pp.14-26, 1992.
- [12] 坂上勝彦, 山本和彦, "動的な網のモデル Active Net とその領域抽出への応用," テレビ誌, vol.45, no.10, pp.1155-1163, 1991.
- [13] 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," 信学論(D-II), vol.J79-D-II, no.6, pp.1054-1063, Jun. 1996.
- [14] N. Ueda and K. Mase, "Tracking moving contours using energy-minimizing elastic contour models," Int. J. Pattern Recognition and Artif. Intell., vol.9, no.3 pp.465-484, 1995.
- [15] 藤村恒太, 横矢直和, 山本和彦, "多重スケール画像を用いた動的輪郭モデルによる非剛体物体の輪郭追跡と動きの解析," 信学論(D-II), vol.J76-D-II, no.2, pp.382-390, Feb. 1993.
- [16] C.L. Lam, S.Y. Yuen, "An unbiased active contour algorithm for object tracking," Pattern Recognition Letters, vol.19, pp.491-498, 1998.
- [17] M. Pardàs, E. Sayrol, "Motion estimation based tracking of active contours," Pattern Recognition Letters, vol.22, pp.1447-1456, 2001.
- [18] G. Whitten, "Scale space tracking and deformable sheet models for computational vision," IEEE Trans. Pattern Anal. and Machine Intell., vol. PAMI-15, no. 7, pp. 697-706, Jul. 1993.
- [19] Y. Wang, and O. Lee, "Active mesh—A feature seeking and tracking image sequence representation scheme," IEEE Trans. Image Processing, vol.3, no.5, pp.610-624, 1994.

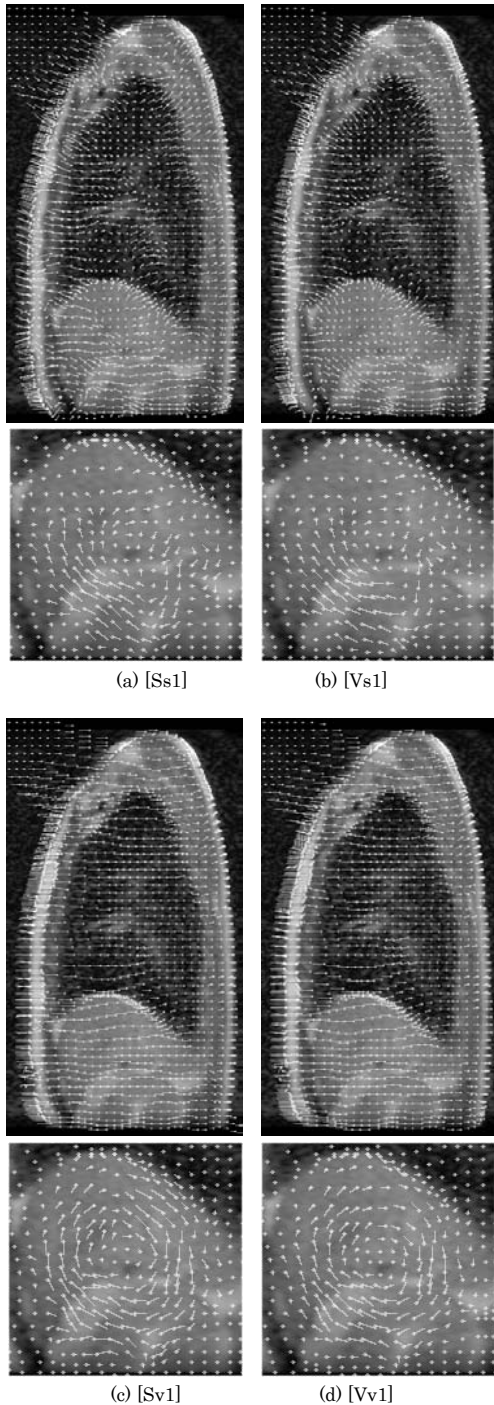


図 4 動きの推定結果. 上段: 拡大, 下段: 回転 (20°). (a) [Ss1], (b) [Vs1], (c) [Sv1], (d) [Vv1].

Fig. 4 Estimated motions. Upper row: Expansion, Lower row: Rotation.