1 画素マッチングによる誤差平面を利用した動き推定

学生会員 大 網 亮 磨[†], 佐 藤 真 樹^{††},
正 会 員 相 澤 清 晴[†] 正会員 羽 鳥 光 俊[†]

Motion Estimation Using Distortion Planes of pixel-wise Matching

Ryoma Oami[†], Masaki Sato[†] Kiyoharu Aizawa^{††}
and Mitsutoshi Hatori[†]

Abstract We propose a novel framework for motion estimation based on pixel-wise matching. The proposed system consists of two steps. First, a distortion plane, which is a function of the displaced-frame difference of a single pixel, is determined and stored for each pixel. Second, motion is estimated based on a criterion which employs an operator working on the obtained distortion planes. The motion vector that gives the minimum (or maximum) value for the criterion is then estimated. The new framework is flexible in allowing selection of various motion models and operators. In this paper, we focus on a nonlinear weighted-summation operator and a majority-decision operator, in order to deal with discontinuities in the motion field. We also discuss a Hough-transform operator for an affine motion model. Experimental results show that the proposed methods allow us to estimate motion with high accuracy.

1. ま え が き

動き推定は動画像処理の基本的課題であり、推定された動き情報は、フレーム内挿、動画像符号化、3次元情報抽出など、さまざまな問題に対して応用される。

動き推定手法としては、ブロックマッチング法が通常幅広く用いられている。ブロックマッチング法は比

較的雑音に強く、大きな動きに対しても安定しているという特長がある。しかしながら、動きはブロック内で均一な平行移動であることを前提としているため、推定が充分でないことが多い。フレーム内挿など精度の高い要求に対しては、ブロックマッチング法は充分でない。

これに対して多くの改善策が提案されている。ひとつは動きモデルに関する改善であり、単なる平行移動

キーワード：動き推定，ブロックマッチング，誤差平面，ハフ変換

1994年2月25日，テレビジョン学会画像通信システム研究会，画像応用研究会，ICS 94-38，AIPS 94-38で発表

1994年7月25日受付，1994年10月27日再受付

[†] 東京大学 工学部電気工学科(〒113 東京都文京区本郷7-3-1, TEL 03-3812-2111)

^{††} 株式会社 グラフィックス コミュニケーション ラボラトリーズ(〒151 東京都渋谷区代々木4-36-19, TEL 03-5351-0181)

[†] Department of Electrical Engineering, University of Tokyo (7-3-1, Hongo, Bunkyo-ku, Tokyo 113, Japan)

^{††} Graphics Communication Laboratories (4-36-19, Yoyogi, Shibuya-ku, Tokyo 151, Japan)

でなく、アフィンモデルなど変形・回転にまで対処する、より高次の動きモデルを用いる方式が提案されている¹⁾²⁾。また別の観点からの改善として、評価関数への工夫による改善が検討されている。例えば、複数の動きの許容³⁾や評価関数への飽和特性の導入⁴⁾により、ブロック内に存在する異なる動きを分離する手法が提案されている。

これらの既存の提案は、いずれもブロック単位のマッチングから必要なパラメータを算出している。これに対し本論文では、積極的に1画素ごとのマッチング情報を利用して動きを推定する一般的な枠組とその具体的な手法を提案する⁶⁾⁷⁾。なお、これまでブロック内で均一ではない詳細な情報を求めるためには、セグメンテーションとマッチングが併合して利用されることが多かった⁸⁾。これに対し、本論文では、直接セグメンテーションを行う前に1画素ごとの誤差情報を利用する手法を提案している。

本論文では、まず1画素単位でマッチングを行い、その結果得られる画素ごとに保持した誤差平面にオペレータを作用させて評価関数を構成し、動きを推定する。この枠組の下では、動きモデルや評価関数を算出するオペレータのとり方に自由度があり、不連続性に対処したり、線形変換に対処するなど、多様な方式を実現できる。ブロックマッチング法や、文献3)、4)で提案されている手法は、その一実現形態と考えられる。

以下、2章において1画素マッチングに基づく動き推定手法の枠組について述べる。そして、具体的な手法として、3章では、動き場の不連続性に対処するために、評価関数として非線形加重和、多数決演算を用いる手法について述べる。4章では、アフィンモデルの仮定の下で、線形変換に対処するHough変換を用いた動き推定手法について述べる。これらの提案手法は、誤差関数の値の分布の計算と簡単な閾値処理に基づいている。

2. 1画素マッチングに基づく動き推定

2.1 1画素マッチングの枠組

ブロックマッチング法がブロック単位でのマッチングの結果を利用する手法であるのに対し、本論文で提案する1画素マッチングは、画素単位のマッチングの結果を積極的に利用する。本節では、1画素マッチングについて、ブロックマッチング法と比較しながら述べる。

ブロックマッチング法は、連続したフレーム間で類似したブロックを見つけ、対応づけることにより動き

を推定する手法である。 k フレームの位置 x にある画素の値を $I_k(x)$ 、動き推定の対象画素を中心とした正方形のマッチングウィンドウを W_m とすると、ブロックマッチング法は、(1)式に示す評価関数を最小にする変位量 Δx を動きベクトルとする手法である。

$$e(\Delta x) = \sum_{x \in W_m} |I_{k+1}(x + \Delta x) - I_k(x)| \quad (1)$$

これに対し1画素マッチングは、ブロックマッチングのウィンドウ W_m の大きさを 1×1 まで小さくした場合に相当する。(2)式が1画素マッチングの基本となる関数であり、この関数を画素 x における1画素マッチングの誤差関数として定義する。

$$e_x(\Delta x) \triangleq |I_{k+1}(x + \Delta x) - I_k(x)| \quad (2)$$

この $e_x(\Delta x)$ は画素 x と参照フレームの画素 $x + \Delta x$ との差分値を表すため、 $e_x(\Delta x) \geq 0$ となる変位量 Δx は、画素 x での動きベクトルの候補となる。

本論文では、(2)式に示す1画素マッチングの誤差関数 $e_x(\Delta x)$ を積極的に利用する動き推定手法を提案する。

2.2 1画素マッチングの誤差関数の特徴

ブロックマッチング法の評価関数と、1画素マッチングの誤差関数の例を図1に示す。ともに真の動きベクトルは $\Delta x = [0, 0]^T$ である。図1(a)では真の動きベクトルにおいて最小値を与えるのに対し、1画素マ

(a) ブロックマッチングの評価関数

(b) 1画素マッチングの誤差関数 $e_x(\Delta x)$

図1 ブロックマッチングの評価関数と1画素マッチングの誤差関数の例

Examples of a distortion plane of a block matching method and a pixel-wise matching method.

ッチングの誤差関数 $e_x(\Delta x)$ は近傍画素の情報を持たないため、(b)では複数の Δx において0に近い値をとっている。このため、 $e_x(\Delta x)$ を単独で評価関数として利用することはできないが、 $e_x(\Delta x)$ はブロックマッチングの場合のように平均化されていないため、マッチングの度合いを画素ごとに把握しやすい。

2.3 1画素マッチングに基づく動き推定

$e_x(\Delta x)$ 単独では動きを求めるのに不十分であるが、 $e_x(\Delta x)$ が画素ごとのマッチングの度合いを示す量であることを積極的に利用して、以下のような手順での動き推定を行う。画素 x_0 での動き Δx_0 を推定する場合について述べる。

(1) 誤差関数の計算

各画素において1画素マッチングの誤差関数 $e_x(\Delta x)$ を計算し、その結果を保持する。

(2) 評価関数の構成

動きベクトルの決定に用いる評価関数を構成する。まず、オペレータとそのサポート領域 R_{x_0} を決定する。そして、適当な動きモデルの下で、サポート領域 R_{x_0} 内の画素の誤差関数にオペレータ $\mathcal{F}$ を作用させ、評価関数

$$\mathcal{F}[e_x(\Delta x), x \in R_{x_0}] \quad (3)$$

を構成する。

(3) 動きベクトルの算出

上で構成した評価関数を最小(または最大)にする Δx_0 を画素 x_0 での動きベクトルとする。動き推定の過程の概要を示したのが図2である。入力サポート領域 R_{x_0} 内の画素の1画素マッチングの誤差関数 $e_x(\Delta x)$ で、出力は画素 x_0 での動きベクトル Δx_0 である。

1画素マッチングに基づく動き推定の枠組では、通常のブロックマッチング法は、サポート領域 R_{x_0} として画素 x_0 を中心とした正方形のウィンドウ W_m を考え、オペレータ $\mathcal{F}$ として Σ を選択する手法と考えることができる。すなわち

図2 1画素マッチングに基づく動き推定

General description of the motion estimation using the pixel-wise matching method.

$$\Delta x_0 = \arg \min_{x \in W_m} e_x(\Delta x_0) \quad (4)$$

W_m : x_0 を中心とした正方形のウィンドウ

なる動きベクトル Δx_0 を求める手法と定式化できる。

本手法の特長は以下の通りである。

- ・各画素の各変位量に対するマッチングの度合いがわかる。
- ・評価関数作成時のオペレータ、サポート領域の選択に自由度がある。
- ・種々の動きモデルと組合せ、画素ごとの誤差関数に基づく比較的簡単な処理で動きが計算できる。

したがって、画像の局所的性質を考慮して、適切な動きモデル、オペレータとそのサポート領域を選択することにより、高精度な動き推定が実現できると考えられる。なお、画素単位での誤差平面は保持するため、画素あたりのマッチングに必要な計算量は、ブロックマッチングと比して増大していない。

3. 不連続性を考慮した動き推定

以下、1画素マッチングに基づく動き推定の枠組の中で、動き場の不連続性に対処するために、オペレータとして非線形加重和と多数決演算の検討を示し、単純平均による通常のブロックマッチング法と比較する。

なお、ここでは平行移動の動きモデルの仮定の下で、オペレータのサポート領域 R_{x_0} を動き推定対象画素 x_0 を中心とした正方形ウィンドウ W_m とし、動きは画素ごとに計算した。

3.1 ブロックマッチング法による動き推定

(4)式で示された通常のブロックマッチング法では、 x_0 近傍の領域の特徴を考慮せず、ウィンドウ W_m 内の画素の誤差関数を加算する。処理は単純であるが、動き境界近傍での推定精度は低い。例えば、図3に示す動き境界近傍の画素Aに対する評価関数は、図5(a)のようになる。これより、Aは静止領域に属するにもかかわらず、誤った動きベクトル $\Delta x = [-5, 4]^T$ が求まることがわかる。

3.2 非線形加重和による動き推定

ブロックマッチング法がサポートのウィンドウ W_m 内の全画素の $e_x(\Delta x)$ を加えて評価関数を構成するのに対し、ここでいう非線形加重和による手法は、ウィンドウ内の値の似た画素の $e_x(\Delta x)$ のみを加えて評価関数を構成する。似た値を有する近傍画素は同一に動くとは仮定し、輝度値が大きく異なる場合、評価から除外する。この場合には、画素 x_0 における動きベクトル

図 3 動き境界近傍の画素

An example of pixels along a boundary and its support window used to estimate the motion.

(a) ブロックマッチング法 (b) 非線形加重和 ($T_{dI}=15$)

図 4 評価関数に寄与する画素

Pixels within the support window (See Fig. 3), which are taken into account in the computation in the block matching method (a) and in the pixel-wise matching method using a nonlinear weighting function (b).

ル Δx_0 は, (5) 式で表される.

$$\Delta x_0 = \arg \min_{x \in W_m} w(\Delta I) e_x(\Delta x) \quad (5)$$

ここに,

$$\Delta I = |I_k(x) - I_k(x_0)| \quad (6)$$

$$w(\Delta I) = \begin{cases} 1 & (\Delta I \leq T_{dI}) \\ 0 & (\Delta I > T_{dI}) \end{cases} \quad (7)$$

であり, T_{dI} は輝度値の差に対する閾値で, 画素 x_0 との輝度値の差が T_{dI} 以下となる画素のみが評価関数に寄与する. 例えば, 図 3 の画素 A の場合に, 評価関数に寄与するのは図 4 (b) に示した画素である. このときの評価関数は図 5 (b) のようになり, 正しい動きベクトル $\Delta x = [0, 0]^T$ が求まる.

ただし, 輝度値の変化が激しい領域や境界のオクルージョン領域では, 評価関数に寄与する画素数の減少により推定精度が低くなる可能性がある.

3.3 多数決演算による動き推定

多数決演算による手法では, サポートウィンドウ W_m 内のマッチングが良好な画素数の最大値を与える変位量 Δx を動きベクトルとする. この手法は, 画素

(a) ブロックマッチング法の場合

(b) 非線形加重和の場合

(c) 多数決演算の場合

図 5 動き境界 (図 3) での評価関数

Evaluating functions at the pixel A in Fig. 3: by the operators for the block-matching (a), the nonlinear weighting method (b), and the majority decision method (c).

ごとのマッチングの良好度がある閾値 T_m をもとに 2 値的に評価し, サポート領域内での最良の動きを求めるため, 動き境界での精度が改善されると考えられる. 本手法では, さらにマッチングの良好な画素の分布を考慮することにより, 推定精度の向上をはかっている.

まず, 画素ごとのマッチングの良好度を求めるため, 閾値 T_m で $e_x(\Delta x)$ を 2 値化する.

$$f_x(\Delta x) \triangleq \begin{cases} 1 & (e_x(\Delta x) \leq T_m) \\ 0 & (e_x(\Delta x) > T_m) \end{cases} \quad (8)$$

この $f_x(\Delta x) = 1$ となる Δx に対しては, 画素 x はマッチングが良好であるとみなす.

次に, W_m 内に存在する, 大きさ $i \times i$ のマッチン

■ マッチングの良好な画素
□ マッチングの良好でない画素

$\Delta x = \Delta x_1$ のとき

$\Delta x = \Delta x_2$ のとき

(a) ウィンドウ内でのマッチングの良好な画素の分布

39

6

0

$\Delta x = \Delta x_1$ のとき

37

25

15

$\Delta x = \Delta x_2$ のとき

(b) ウィンドウ内でのマッチングの良好な画素塊の数

図 6 それぞれ $\Delta x_1, \Delta x_2$ の変位量に対するサポートウィンドウ内でのマッチングの良好な画素塊の数
Number of groups of pixels which can be determined to move with velocity Δx_1 (a) or Δx_2 (b).

グの良好な画素塊の数を数える．ここでマッチングの良好な画素塊とは， $f_x(\Delta x)=1$ となる画素のみからなる正方形領域と定義する．マッチングの良好な種々の大きさの画素の塊の分布を反映する量として，ここでは例としてその線形和を利用する．すなわち， $i \times i$ の塊の数を $N_i(\Delta x)$ とし

$$\Delta x_0 = \arg \max_{\Delta x} \sum_{i=1}^M N_i(\Delta x) \quad (9)$$

となる Δx_0 を画素 x_0 での動きベクトルとする．単純な多数決演算は $M=1$ の場合に相当する．例えば， $f_x(\Delta x)=1$ となる画素分布が図 6 の場合には，単純な多数決演算では Δx_1 が動きベクトルとして求まるが，本手法では，正しいと考えられる Δx_2 が動きベクトルになる．また，図 3 の画素 A に対して，(9)式の評価関数は図 5(c) のようになる．これより，動き境界でも正しい動きベクトルが求めやすいことがわかる．

3.4 実験結果

前述の 3 つのオペレータにより行った動き推定の実験結果を図 7 に示す．実験は table tennis, flower gar-

ブロックマッチング法

非線形加重和による手法

多数決演算による手法

(a) 求まった動きベクトル場

(b) 予測誤差画像

図 7 求まった動きベクトルと予測誤差画像(テーブルテニス 15, 16 フレーム間．動きベクトルは 4 画素おきに，予測誤差はその絶対値を 4 倍し表示)

Estimated motion fields and the displaced frame difference. (From left to right, the block matching method, the nonlinear weighted method, and the majority decision method.)

(a) テーブルテニス

(b) フラワーガーデン

図 8 予測画像の PSNR
Comparison of PSNR of the prediction images.

den (352×240) について行った。今回の実験では、例としてサポートは 17×17 のウィンドウ、各閾値は、 $T_{dt}=15$, $T_m=6$ とし、(9) 式の $M=4$ とした。なお、雑音低減のため、前処理として 3×3 のローパスフィルタをかけた。図 7 に table tennis の 15, 16 フレーム間で求めた動きベクトル場とその結果から構成した予測誤差画像を示す。このフレーム間では、卓球のボールも腕も下方に動いており、ボール、腕の下側はオクルージョン領域となる。図 7 より、ブロックマッチング法は動き境界での誤推定が多いのに対し、多数決演算による手法は動き境界での推定精度が高い。また、非線形加重和による手法は、オクルージョン領域近傍あるいは一部の動き境界において、参照フレームに対応点の存在しない画素の評価関数への寄与、評価関数に寄与する画素数の減少により、動き場が乱れているが、それ以外の動き境界では精度良く動きが求まっている。

また、予測画像の PSNR 値を図 8 に示す。従来のブロックマッチングに比して非線形加重和、多数決演算ともに、おおむね 1~3 dB 程度の改善が見られる。この改善は、主に動き境界での推定精度の向上による。

4. 線形変換に対処する動き推定

本章では、1 画素マッチングの枠組の中で、線形変換に対処するため、アフィン動きモデルを用いた場合を示す。効率的な計算のために特に Hough 変換を利用した。なお、Hough 変換の動き推定への利用とし

図 9 アフィン変換により作成した 1 次元信号
One dimensional case: an example of a one dimensional signal and its affine transformed signal.

ては、文献 5) で求めた動き場からのアフィンパラメータの導出が論じられているが、ここでは誤差関数からのアフィンパラメータの導出を論ずる点で異なる。

4.1 Hough 変換によるアフィン動きパラメータの導出

簡単のため、まず 1 次元信号の場合について説明し、それを 2 次元信号の場合に拡張する。

1 次元信号の場合に、動物体の動きがアフィン変換で記述されたとすると、フレーム間の画素 x の動き量 Δx は、画素 x_0 のそれを Δx_0 として (10) 式で表される。

$$\Delta x = a(x - x_0) + \Delta x_0 \quad (10)$$

ここに a は変形などを表すパラメータである。

(10) 式より、各画素の動き量 Δx は、画素 x_0 に対する相対位置 $(x - x_0)$ に対して直線的に変化するため、 $e_x(\Delta x) \approx 0$ となる Δx の位置も、 $(x - x_0)$ の変化

(a) 各画素における $e_x(\Delta x)$

(b) 各画素における $f_x(\Delta x)$

(c) Hough 変換による集積点の推定結果

図 10 1 次元信号に対して行った推定結果
Results of parameter estimation for the 1-D signals
in Fig. 9.

とともに直線的に移動する。例えば、図 9 は $a=0.3$, $x=128$ で $\Delta x=0$ となるように現フレームから参照フレームを構成したものであるが、 $x_0=128$ のときの x_0 付近での各画素の誤差関数 $e_x(\Delta x)$ は図 10(a) のようになる。したがって、誤差関数値が 0 に近い値をとる Δx と相対位置 $(x-x_0)$ の関係から、パラメータ a と画素 x_0 での動きベクトル Δx_0 を推定できる。

本手法では、(10)式の $a, \Delta x_0$ を Hough 変換により推定する。まず、(8)式のように誤差関数 $e_x(\Delta x)$ を閾値 T_m で 2 値化し、次に、この結果得られる $f_x(\Delta x)$ に Hough 変換を行う。(10)式は $a-\Delta x_0$ 平面上的の 1 直線に対応するため

$$(x-x_0, \Delta x) \text{ s.t. } f_x(\Delta x)=1, x \in R_{x_0}$$

に対応する直線を $a-\Delta x_0$ 平面上に引き、その集積点として a と Δx_0 を求めることができる。例えば、図

現フレーム

参照フレーム

現フレーム

参照フレーム

図 11 実験に使用した画像
Test images used for the experiments.

9 の信号に対して、 $x_0=128, R_{x_0}=\{x||x-x_0|\leq 20\}$ として Hough 変換を行うと、離散点上の直線の通過頻度の分布は図 10(c) になる。これより、正しいパラメータ値 $(a, \Delta x_0)=(0.3, 0.0)$ が求まることがわかる。なお、実際の集積点の計算は以下のように行った。まず、パラメータ空間を充分細かな格子に分割して、各格子を通過する直線の数を数える。次に、この結果より離散点の近傍での平均を計算し、その最大頻度を与える点として集積点を算出した。

2 次元信号である画像の場合には、動物体の動きがアフィン変換で記述されたとすると、画素 x の動き量 $\Delta x=[\Delta x, \Delta y]^T$ は、画素 x_0 のそれを $\Delta x_0=[\Delta x_0, \Delta y_0]^T$ として、(11)式で表される。

$$\begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a & b \\ c & d \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x-x_0 \\ y-y_0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta x_0 \\ \Delta y_0 \end{bmatrix} \quad (11)$$

ここに a, b, c, d は変形、回転などを表すパラメータである。(11)式より

$$\Delta x = a(x-x_0) + b(y-y_0) + \Delta x_0 \quad (12a)$$

$$\Delta y = c(x-x_0) + d(y-y_0) + \Delta y_0 \quad (12b)$$

を得る。(12a)式は $(a, b, \Delta x_0)$ のパラメータ空間内の一平面に対応するため、1 次元信号の場合と同様に Hough 変換により、 $a, b, \Delta x_0$ を推定できる。 $c, d, \Delta y_0$ についても全く同様に推定できる。

パラメータ空間内を総当たりに探索するアフィン

表 1 テスト画像作成に用いた各パラメータ値
Values of the parameters used to make the test images in Fig. 11.

	a	b	c	d
テスト画像 1	-0.1	-0.1	0.1	-0.1
テスト画像 2	-0.1	0	0	-0.1

表 2 パラメータの推定誤差と予測画像の PSNR
Estimation error of the motion parameters and PSNR of the prediction images.

	a, b, c, d の 平均 2 乗誤差 ($\times 10^{-3}$)	$\Delta x_0, \Delta y_0$ の 平均 2 乗誤差	予測画像の PSNR (dB)
テスト画像 1	10.5	7.14	30.11
テスト画像 2	3.58	0.629	32.06

図 12 求めた動きベクトル
Estimated motion fields.

パラメータ推定手法¹⁾²⁾では、探索範囲の増大あるいは精度の向上による計算量の増大が問題になる。これに対して本手法では、メモリーを必要とするものの、基本的には(12 a)式の平面の通過位置にある 3 次元配列の値の計数であるため、計算量はかなり低減される。さらに、(12 a)式でとりうる $(x-x_0, y-y_0, \Delta x)$ に対して、平面通過により増分すべき位置をあらかじめ計算し保持しておくことにより、さらに計算量を低減できる。

4.2 実験結果

テスト画像を作成し、シミュレーションによる評価を示す。ここでは、画面全体が一様に線形変換されている場合を想定する。

実験では、全体を 1 組のアフィンパラメータで変換したテスト画像 1, 2(図 11(a), (b))を作成し、パラメータの推定精度の評価を行った。なお、ここでは 5 画素おきにウィンドウを設定し、動き場を求めた。テスト画像は、表 1 に示す値を用いて、(128, 128)において動き量が 0 になるように作成した。今回の実験では、例としてサポート領域 R_{x_0} は 31×31 の正方形のウィンドウとし、推定時の閾値は $T_m=3$ 、集積点算出時のパラメータ空間の離散化は a, b, c, d については 0.05 間隔、 $\Delta x_0, \Delta y_0$ については 0.5 間隔とした。図 12 に求めた動き場を示し、表 2 に各パラメータ

の推定誤差および予測画像の PSNR 値を示す。この表から、双方の画像に対し良好な動き場が求められていることがわかる。なお、ここでは動きの不連続性を考慮していないため、テスト画像に対する実験を行った。不連続性を考慮した実画像に対する実験は現在検討中である。

5. む す び

本論文では、1 画素マッチングに基づく動き推定の一般的な枠組を提案し、不連続性に対処する動き推定、線形変換を考慮した動き推定について検討した。本検討を通して、今までの動き推定では充分に利用されていない自由度をうまく利用することにより、動き推定の精度向上を確認した。

今後の課題としては、本論文で述べた 2 手法を結合したような線形変換モデルでの不連続性の考慮、サポート領域の局所的な制御、画像の局所的性質に適したオペレータの選択、パラメータの最適化などが挙げられる。また、現時点では応用を特に限定していないが、今後、符号化など特定の応用との組合せについて検討することも必要であろう。本論文では、画像全体に対して同一の動きモデル、オペレータを用いて動き推定を行ったが、画像の部分に応じて適応的に切り替える手法も有効と考えられる。

〔参 考 文 献〕

- 1) V. Seferidis: "General Approach to Block-Matching Motion Estimation", Opt. Eng., **32**, 7, pp. 1464-1474 (1993)
- 2) C. S. Fuh and P. Maragos: "Motion Displacement Estimation Using an Affine Model for Image Matching", Opt. Eng., **30**, 7, pp. 881-887 (1991)
- 3) 小松隆, 斎藤隆弘: "不連続な動き場にも適用可能なマッチング法の提案", テレビ学技報, ICS 93-49 (1993)
- 4) M. J. Black and P. Anandan: "Robust Dynamic Motion Estimation Over Time", Proc. IEEE Conf. on CVPR, Maui, pp. 296-302 (June 1991)
- 5) G. Adiv: "Determining Three-Dimensional Motion and Structure from Optical Flow Generated by Several Moving Objects", IEEE Trans. Pattern Anal. and Mach. Intell., **PAMI-7**, 4, pp. 384-401 (1985)
- 6) 大網亮磨, 佐藤真樹, 相澤清晴, 羽鳥光俊: "一画素マッチングに基づく動き推定の基礎検討", 信学技報, IE 93-126 (Feb. 1994)
- 7) 大網亮磨, 佐藤真樹, 相澤清晴, 羽鳥光俊: "一画素マッチングに基づく効率的なアフィン動きパラメータ推定法", 信学技報, IE 94-31 (July 1994)
- 8) 加藤和秀, 高橋千佳, 加藤博之, 中村納, 南 敏: "等濃度領域に基づく動画像の動き補償予測符号化の検討", 1993 年画像符号化シンポジウム (PCSJ 93), 8-14, pp. 181-182 (Oct. 1993)

おおみ りようま
大網 亮磨 平成 5 年, 東京大学工学部電子工学科卒業。現在, 同大学院修士課程在学中。動画像動き推定の研究に従事。学生会員。

さとう まさき
佐藤 真樹 昭和 63 年, 東北大学工学部情報工学科卒業。同年, 日本ビクター(株)に入社。平成 5 年より, (株)グラフィックスコミュニケーションラボラトリーズに出向。動画像低レート符号化の研究に従事。

あいざわ きよはる
相澤 清晴 昭和 58 年, 東京大学工学部電子工学科卒業。昭和 63 年, 同大学大学院博士課程修了。現在, 同大学電子情報工学科助教授。平成 2 年から 2 年間, 米国イリノイ大学客員助教授。画像の符号化と処理, モデルベース符号化, 画像取得手法, イメージセンサなどの研究に従事。工学博士。正会員。

はとり みつとし
羽鳥 光俊 昭和 38 年, 東京大学工学部電気工学科卒業。43 年, 同大学大学院電気工学科博士課程修了。同年, 同大学工学部電気工学科専任講師を経て, 現在, 同大学電子情報工学科教授。通信方式, 放送方式, 適応信号処理, 画像通信, 移動通信, 光通信, ケーブルテレビなどの研究に従事。工学博士。正会員。