

画像変形を表す N パラメータの高精度同時推定法と超解像への応用

清水 雅夫[†] 矢野 高宏^{††} 奥 富 正 敏[†]

本論文では、領域ベースマッチングとサブピクセル推定を拡張して、画像間モーションパラメータを同時かつ高精度に推定する手法を提案する。提案手法は、N 次元パラメータ空間において離散的な位置で得られた画像間の類似度値を利用して、離散分解能よりもはるかに高分解能に類似度最大位置を推定できる。この類似度最大位置が、画像間モーションパラメータに対応する。このため、パラメータ最適化などの繰返し計算によらない直接的な計算によって、高精度にモーションパラメータを推定できる。提案手法の応用実験として、時系列画像を使った画像安定化実験と、複数の Bayer 画像データからのデモザイキング処理と超解像処理を同時に行うダイレクトカラー超解像処理実験を行った。

Precise Simultaneous Estimation of Image Deformation N-Parameter with Its Application on Super-Resolution

MASAO SHIMIZU,[†] TAKAHIRO YANO^{††} and MASATOSHI OKUTOMI[†]

This paper proposes a new method to obtain precise projective parameters of image deformation simultaneously with non-iterative calculation by extending area-based matching and sub-pixel estimation. Using similarity measures obtained at discrete positions in the parameter space, our method provides a highly accurate maximum position of similarity in sub-sampling resolution; that position corresponds to image deformation parameters. As applications of the proposed method, firstly, an image sequence stabilization experiment was performed. Secondly, a direct multi-image super-resolution, which can directly reconstruct a high-resolution full-color image from a set of low-resolution Bayer CFA images, was performed.

1. はじめに

ステレオ画像処理⁸⁾をはじめとして、コンピュータビジョン⁴⁾、ターゲットトラッキング^{7),9)}、画像計測⁵⁾、マシンビジョン、リモートセンシング、画像レジストレーション^{2),6)}、時系列画像解析、複数画像からの超解像処理^{11),12)}などの多くの画像処理では、画像間変位を精密に推定することが求められる。

画像間変位を推定するためには、画像を周波数領域に変換して変位量を調べる方法、画像中の特徴点を抽出してその対応を求めて利用する方法、濃度勾配法などがある²¹⁾。それぞれの方法に特徴があるが、本研究では、実装が容易で画像に明確な特徴点が含まれなくても画像間の対応を求めることができる領域ベースマッチングを利用する。

領域ベースマッチングでは、すでに空間的に離散化している画像データを用いるため、画像間の類似度値は離散的な位置で得ることができる。この離散的に得られた類似度値から、最小値または最大値を探索すると、結果として画素単位での画像間変位を求めることができるが、多くの用途ではさらにサブピクセル変位を推定する必要がある。

サブピクセル精度での対応位置を得るアルゴリズムは、古くから数多く提案されている⁴⁾が、大きく分けると、画像補間手法¹⁸⁾、類似度補間手法、濃度こう配法に分類できる²⁾。このとき、注目領域の形状やサイズに制限がなく¹⁶⁾、繰返し計算を必要としないという処理の容易さから、領域ベースマッチングと類似度補間手法の組合せが多く利用されている。

2次元同時サブピクセル推定法²²⁾は、離散的に得られた類似度値を利用して画像間のサブピクセル変位を推定する手法であるが、従来手法と異なり、2次元変位を直接高精度に推定することができる。また、すでに提案しているサブピクセル推定誤差低減手法 (EEC; Estimation Error Cancel method)¹⁵⁾と組み合わせることや、類似度関数とフィッティング関数との組合

[†] 東京工業大学大学院理工学研究科機械制御システム専攻
Graduate School of Science and Engineering, Tokyo Institute of Technology

^{††} 東京工業大学大学院情報理工学研究科情報環境学専攻
Graduate School of Information Science and Engineering, Tokyo Institute of Technology

せを選択する¹⁹⁾ことで、さらに高精度な2次元変位推定が可能になる。

しかし、アプリケーションによっては、さらに自由度の高い、アフィン変形や射影変形における画像変形パラメータを推定する必要がある¹⁴⁾。たとえば、異なる時間に異なる条件で撮影した画像間の位置あわせ、異なる条件で撮影した複数画像を使った3次元情報再構築、移動カメラで撮影した時系列画像を用いた超解像処理、イメージモザイクなどである。また、画像間の対応を射影変換で表現するためには、撮影した画像は、(a) 任意の距離にある平面を撮影している、(b) 任意の距離にある3次元物体を撮影しているが、カメラの移動が光学中心回りの回転に限られる、(c) 十分に遠方の物体を撮影している、のいずれかの条件を満たす必要がある。

従来、このような画像変形パラメータを推定するためには、(1) 画像を変形しながら繰返し計算によってパラメータ最適化を行う、(2) 平行移動だけに限定した画像内小領域間の対応から画像全体の变形パラメータを推定する、(3) 特徴点の対応から変形パラメータを推定する、などの方法が利用されていた。しかし、(1) 計算時間の見積りが困難である、(2) 変形が大きいときに結果が不正確になる、(3) 特徴点抽出とその対応付けの精度に依存する、などの問題があった。

本論文では、領域ベースマッチングの柔軟性と少ない計算量に着目し、類似度補間手法や2次元同時サブピクセル推定法を拡張した、画像間変形を表す多パラメータ高精度同時推定手法を提案する。提案手法は、 N 次元パラメータ空間において離散的な位置で得られた画像間の類似度値を利用して、離散分解能よりもはるかに高分解能に類似度最大位置を推定できる。このため、パラメータ最適化などの繰返し計算によらない直接的な計算によって、高精度に変形パラメータを推定できる。また、すでに提案しているサブピクセル推定誤差低減手法 (EEC; Estimation Error Cancel method)¹⁵⁾ と組み合わせることや、類似度関数とフィッティング関数との組合せを選択する¹⁹⁾ ことで、より高精度な多パラメータ同時推定が可能になる。

提案手法の応用実験として、時系列画像を使った画像安定化実験と、複数の Bayer 配列画像データ¹⁾ からのデモザイク (Demosaicing) 処理と超解像処理を同時に行うダイレクトカラー超解像処理²⁰⁾ 実験を行った。

複数画像や時系列画像を使用した超解像画像処理^{6),11),12)} では、画像間のモーション (変位) を精密に推定することが、処理結果に大きく影響する。しか

も、単板式 CCD カラーカメラの Bayer 配列画像データを利用した超解像画像処理では、画素ごとに異なる色情報を持つ画像データを利用して領域ベースマッチングを行い、モーション推定をする必要がある。このとき、類似度値を計算するためには、何種類かのデータ利用法が考えられる。応用実験では、データ利用法に対する領域ベースマッチング・サブピクセル推定における精度を比較検討したうえで、Bayer 配列画像データから高精度なモーション推定を行い、得られたモーションを用いてダイレクトカラー超解像処理を行った。

本論文は、以下のように構成する。2章では、従来のモーション推定法について述べる。3章では、提案手法である、 N パラメータ同時推定法を示す。このとき、直感的に理解しやすい2パラメータ同時推定法を具体的に示した後で、一般的な N パラメータ同時推定法を示す。さらに、同時推定法を実装するうえでの具体的な手法を示す。4章では、Bayer 配列画像データを利用した複数画像からのダイレクトカラー超解像処理の概要を示す。この中で、Bayer 配列画像データの利用法に対するサブピクセル推定精度の比較検討を行う。5章では、高精度なモーションパラメータ推定結果を利用した実験結果を示す。まず、推定したモーションパラメータを使った画像安定化実験結果を示す。次に、提案手法によって推定したモーションと、他の手法によって推定したモーションを使ったときのダイレクトカラー超解像処理結果を比較する。

2. 従来のモーション推定

2.1 2パラメータ推定

画像間のモーションとして最も多く用いられる平行移動は、水平方向と垂直方向の各移動量の2つのパラメータで表すことができる。この2パラメータは、2枚の画像から切り出した注目領域に対して計算できる類似度または相違度を、最大または最小にするパラメータ位置として求めることができる。

このときの類似度または相違度としては、画素値の差の総和 (SAD: Sum of Absolute Difference)、画素値の差の2乗和 (SSD: Sum of Squared Difference)、相関係数 (ZNCC: Zero-mean Normalized Cross-Correlation) などを利用する。本論文では、代表的な類似度として、次式の SSD を考える。

提案手法では、類似度と相違度をまったく同じように扱うことができるので、以後すべて類似度と記述する。画像間の類似が最大になるのは、類似度が最大になる位置である。

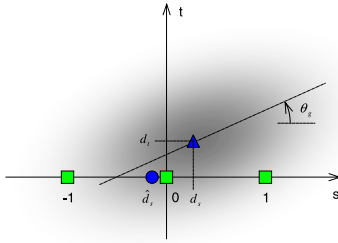


図 1 1 次元推定の問題点

Fig. 1 An explanation of the conventional sub-pixel estimation.

$$R_{SSD} = \sum_{(u,v) \in W} (I_1(u,v) - I_2(u,v))^2 \quad (1)$$

ただし、 $I_1(u,v)$ 、 $I_2(u,v)$ は、画像 I_1 、 I_2 から切り出した注目領域中の位置 (u,v) における画素値、 W は任意形状の注目領域である。ここでは、画素単位での対応位置を正しく求めることができることを仮定する。

従来、類似度補間手法を用いてサブピクセル推定を行うときには、多くの場合、水平方向と垂直方向を独立と仮定して、各方向を別々に推定していた。たとえば、図 1 に示すように、類似度値 $R(-1,0)$ 、 $R(0,0)$ 、 $R(1,0)$ (図 1 の) を使い、次式によって \hat{d}_s (図 1 の) を推定した。

$$\hat{d}_s = \frac{R(-1,0) - R(1,0)}{2R(-1,0) - 4R(0,0) + 2R(1,0)} \quad (2)$$

ただし、 $R(s,t)$ は式 (4) に示すように、画像間変位 (s,t) に対する画像間類似度である。この例では、真の画像間変位は (d_s, d_t) である (図 1 の)。仮に、式 (2) が直線 $t=0$ 上の類似度最大位置 (図 1 の) を正しく推定したとしても、この結果は大きな推定誤差を含む。つまり、次の条件のすべてが真のときには、水平方向推定誤差が発生して、 $\hat{d}_s - d_s \neq 0$ となることは明らかである。すなわち、

- (1) 垂直方向変位 $d_t \neq 0$ 。
- (2) 2 次元類似度が異方性を持つ。
- (3) 異方性を持つ 2 次元類似度の回転角度 $\theta_g \neq 0$ 。

大部分の画像がこの条件にあてはまる。たとえば、図 2 (a) に示す画像中のコーナ領域の SSD 自己類似度を求めると、図 2 (b) のようになっている。この自己類似度は異方性を持ち、 $\theta_g \neq 0$ なので、従来手法では、大きなサブピクセル推定誤差が発生する可能性があることを示している。以上の例では、水平方向サブピクセル変位を推定するときに発生する推定誤差を示したが、垂直方向に関しても同様である。

このように、最も単純なモーションモデルである平

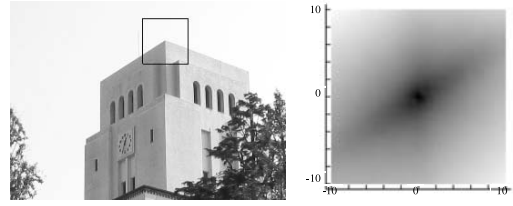


図 2 (a) 3 次元再構築アプリケーションでよく見られる画像例と、(b) その SSD 自己類似度

Fig. 2 Example of commonly used image for 3D reconstruction applications (a) and its self-similarity measure (b).

行移動においても、高精度な推定を行ううえでは従来手法に大きな問題点があることが分かる。

2.2 小領域間の対応を利用したパラメータ推定

画像間の変形が平行移動だけでは表現できないとき、より高自由度な画像間の変形パラメータを推定する必要がある。時系列画像における隣接フレーム画像間など、大きな変形がないときには、画像を小領域に分割し、平行移動に限定した各小領域間の対応を求め、対応位置の分布から画像全体の変形パラメータを最小二乗の意味で推定することができる¹⁷⁾。小領域間の対応モデルには、アフィンモデルなどを採用することもできる¹⁴⁾。

小領域への分割は、単純に画像全体を分割することもできるが、特徴がある領域を採用することもできる。得られた対応位置に対して、変位量や変形パラメータの大きさをキーに、LMedS などの手法を使って誤対応の影響を低減することができる。画像全体の変形モデルを想定したうえで、対応位置の分布から、最小二乗法を使って画像全体の変形パラメータを推定する。

このようなパラメータ推定では、画像の局所的な平行移動を仮定しているため、画像全体の変形が大きいときには不正確な推定結果になる。

2.3 最適化によるパラメータ探索

画像間の変形を表す N パラメータの推定は、N 次元パラメータ空間における N 次元評価関数の最大または最小位置を探索する問題と考えることができる^{13),23)}。

$I_1(u,v)$ をテンプレート画像、 $I_2(u,v)$ を入力画像とすると、画像変形パラメータベクトル s に対する画像間類似度 $R(s)$ を、たとえば次のように計算する。

$$R(s) = \sum_{(u,v) \in W} (I_1(u,v) - \tilde{I}_2(u,v,s))^2 \quad (3)$$

ただし、 $\tilde{I}_2(u,v,s)$ は、画像変形パラメータベクトル s によって入力画像を変形したときの、位置 (u,v) における画像 $I_2(u,v)$ の補間画像を表す。

初期推定パラメータベクトル $s^{<0>}$ に対して、Newton-Raphson 法や Steepest (Gradient) Descent 法 (最急降下法)、Levenberg-Marquadt 法などの数値的解法を用いて、式 (3) を最大化する方向に s を逐次更新する。初期推定パラメータベクトル $s^{<0>}$ は、前節で述べた推定や、平行移動だけに限定した変形パラメータを利用する。

文献 23) では、このようなパラメータ探索手法を統一的に再検討している。しかし、この文献での収束性や繰返し回数に関する検討は同一画像に対するものなので、通常の時系列画像に適用したときに同程度の繰返し回数で収束するとは限らない。

パラメータ探索問題では、初期値が適切でないと正しい結果が得られないことがある。また、繰返し計算を利用するため計算時間の見積りが困難である。このため、アルゴリズムを実装したハードウェアシステムの総合応答時間を正確に見積もることができず、実時間処理の障害となる。

3. 提案手法

本章では、理解を助けるために、画像間の変形を平行移動に限定した 2 パラメータ同時推定法を最初に説明する²²⁾。次に、提案手法である N パラメータ同時推定法を説明する。

3.1 2 パラメータ同時推定法

2 画像間の相違度として、たとえば次の SSD を利用できるが、SAD (相違度) や ZNCC (類似度) を利用してもよい。

$$R(s, t) = \sum_{(u, v) \in W} (I_1(u, v) - I_2(u - s, v - t))^2 \quad (4)$$

2 パラメータ同時推定法の目的は、離散化単位 (画素単位) で得られた類似度値を使って、類似度最大位置、すなわち 2 次元サブピクセル変位を高精度に推定することである。このために、まず水平極値線 (HEL) と垂直極値線 (VEL) を推定する。HEL と VEL は、連続領域における類似度を、それぞれ水平方向と垂直方向に偏微分した値が 0 になる位置を近似する直線である。

最初に、離散的に得られている類似度値を使って、HEL を推定する。図 3(a) で、直線 $t = 0$ 上での最大類似度を与える位置 $(\hat{d}_{s(t=0)}, 0)$ は、次のパラボラフィッティングで推定することができる。

$$\hat{d}_{s(t=0)} = \frac{R(-1, 0) - R(1, 0)}{2R(-1, 0) - 4R(0, 0) + 2R(1, 0)} \quad (5)$$

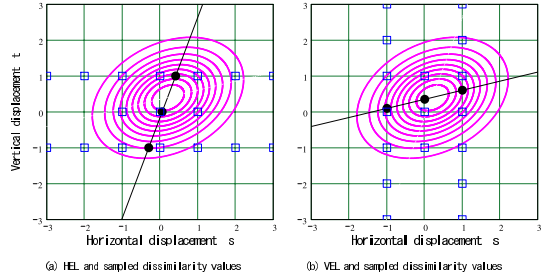


図 3 HEL の推定 (a) と、VEL の推定 (b)

Fig. 3 The estimation of HEL (a) and VEL (b).

ただし、変位位置 (s, t) での類似度を $R(s, t)$ とする。SSD の代わりに ZNCC を利用するときにもパラボラフィッティングで推定すればよいが、SAD を利用するときには次の等角直線フィッティングを利用する方が高精度に推定できる¹⁹⁾。

$$\hat{d}_{s(t=0)} = \begin{cases} \frac{1}{2} \frac{R(1, 0) - R(-1, 0)}{R(0, 0) - R(-1, 0)} & (\text{if } R(1, 0) < R(-1, 0)) \\ \frac{1}{2} \frac{R(1, 0) - R(-1, 0)}{R(0, 0) - R(1, 0)} & (\text{otherwise}) \end{cases} \quad (6)$$

同様に、直線 $t = -1$ 上と直線 $t = 1$ 上での最大類似度を与える位置を、それぞれ $(\hat{d}_{s(t=-1)}, -1)$ 、 $(\hat{d}_{s(t=1)}, 1)$ とすると、それぞれ式 (5) または (6) と同様に求めることができる。画像パターンや画像に含まれるノイズや画像間の相違などのために、これらの 3 点の最大類似度位置は直線上にない可能性があるので、最小二乗近似直線を次のように求める。

$$s = at + b \quad (7)$$

$$a = \frac{1}{2} (\hat{d}_{s(t=1)} - \hat{d}_{s(t=-1)})$$

$$b = \frac{1}{3} (\hat{d}_{s(t=1)} + \hat{d}_{s(t=0)} + \hat{d}_{s(t=-1)})$$

次に、同様に VEL を推定する (図 3(b))。

$$t = As + B \quad (8)$$

$$A = \frac{1}{2} (\hat{d}_{t(s=1)} - \hat{d}_{t(s=-1)})$$

$$B = \frac{1}{3} (\hat{d}_{t(s=1)} + \hat{d}_{t(s=0)} + \hat{d}_{t(s=-1)})$$

HEL と VEL の交点、すなわち式 (7) と (8) の交点は、連続領域における類似度最大位置 $(\tilde{d}_s, \tilde{d}_t)$ に対応するので、この交点が 2 パラメータ推定結果になる。

$$\begin{aligned} \tilde{d}_s &= \frac{aB + b}{1 - aA} \\ \tilde{d}_t &= \frac{Ab + B}{1 - aA} \end{aligned} \quad (9)$$

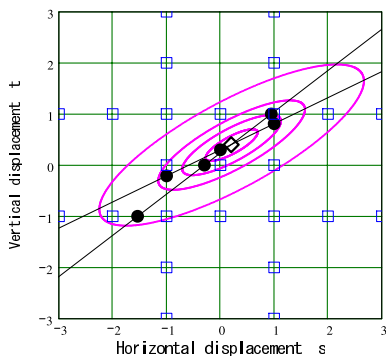


図 4 実際の実装で使う必要がある類似度 .
 2次元類似度モデルのパラメータは, $(d_s, d_t) = (0.2, 0.4)$, $\sigma = 1, k = 0.3, \theta_g = \pi/8$
 Fig.4 Positions of the similarity value needed for the proposed method. 2D similarity model is $(d_s, d_t) = (0.2, 0.4), \sigma = 1, k = 0.3, \text{ and } \theta_g = \pi/8$.

2パラメータ同時推定法を実際に実装するうえでは、図 4 に示す 25 個の類似度値 (印) を用いて 2 次元サブピクセル位置を推定する。HEL と VEL の交点 (印) は正確に 2 次元類似度のサブピクセル最大位置を通るので、推定はきわめて高精度である。領域ベースマッチングでは、大部分の計算時間は類似度値を計算しているが、提案手法ではすでに得られている類似度値を利用するので、計算時間の増加は少ない。

3.1.1 例外処理

多数の実際の画像を用いた実験を通して、HEL と VEL の推定には図 4 に示す 25 位置の類似度値を使えば十分であることを確認している。しかし、非常に極端な画像のときには HEL と VEL の傾きがほとんど一致し、交点位置を安定に求めることができない。このような極端な条件は、たとえば HEL を推定しようとしたときに、 $t = -1$ 上の ± 3 の範囲で極大位置が見つからず、HEL を決定できない条件に相当する。このときには、 $t = -1$ 上の探索範囲を拡大して HEL を推定して不安定な交点を計算するよりも、次に示す例外処理を行った方がよい。

例外処理では、たとえば VEL 上における類似度値を補間により求めて、VEL 上でパラボラフィッティングを行うことで、2 次元類似度の最大位置 (\hat{d}_s, \hat{d}_t) を推定する。すなわち、VEL を決定する 3 点 $(-1, \hat{d}_{t(s=-1)}), (0, \hat{d}_{t(s=0)}), (1, \hat{d}_{t(s=1)})$ における類似度値 $\hat{R}(-1, \hat{d}_{t(s=-1)}), \hat{R}(0, \hat{d}_{t(s=0)}), \hat{R}(1, \hat{d}_{t(s=1)})$ は、それぞれ離散的に得られた類似度値で表すことができるので、これらの類似度値を使って VEL 上でパラボラフィッティングすることによって、VEL 上のサブピクセル推定位置 $(\tilde{d}_s, \tilde{d}_t)$ を求めることができる。

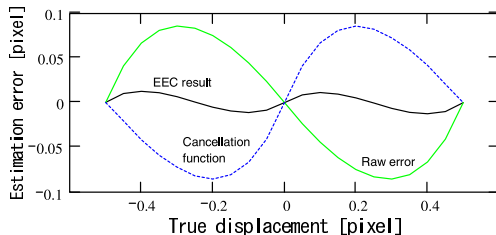


図 5 サブピクセル推定誤差をキャンセルの様子
 Fig.5 A basis of EEC method.

このようにして求めた VEL 上のサブピクセル推定位置 $(\tilde{d}_s, \tilde{d}_t)$ は系統的な推定誤差を含むが、例外処理が発生する条件においては、この推定誤差は従来手法よりも小さいことを確認している。

3.1.2 推定誤差低減手法との組合せ

式 (5) では、3 位置の類似度を使ってパラボラフィッティングによってサブピクセル位置を推定している。同様に、HEL と VEL を推定するために用いる合計 6 個のサブピクセル位置を推定するために、パラボラフィッティングを利用している。このときに発生する推定誤差は、すでに提案した推定誤差低減 (EEC) 手法によってキャンセルすることができる¹⁵⁾。

EEC 手法は、次のようなサブピクセル推定誤差の性質を利用している。すなわち、

- (1) 画素周期、
- (2) 真の入力変位が 0 の位置に対して点対称な誤差、
- (3) 真の入力変位 (0, 0.5) と (-0.5, 0) の範囲で 0.25 と -0.25 を中心としてほぼ対称。

したがって、半画素だけ移動したサブピクセル推定結果があれば、通常の推定結果との平均をとることで、サブピクセル推定誤差をキャンセルすることができる (図 5)。マッチングに使用する片方の画像を補間して $1/2[\text{画素}]$ 移動した画像を作り、この補間画像を用いてマッチングとサブピクセル推定をすることで、半画素だけ移動したサブピクセル推定結果を得ることができる。

推定誤差を低減した結果を使って、前節で示した 2 次元サブピクセル推定を行うことで、より高精度な 2 パラメータ同時推定が可能になる。このときに使用する補間画像は、水平方向と垂直方向にそれぞれ 1 回ずつ作ればよいので、計算量の増加は少ない。

3.2 N パラメータ同時推定法

前述の 2 パラメータ同時推定法は、2 次元パラメータ空間において 2 本の 2 次元超平面 (2 次元空間における直線) を求め、これらの交点を得ることで 2 パラメータを同時に推定する手法と考えることができる。

この考え方は、N パラメータに拡張することができ

る。すなわち、 N パラメータ同時推定法は、 N 次元パラメータ空間における N 個の超平面を求め、それらの交点として類似度最大位置を推定する手法である。

N パラメータ同時推定法は、パラメータに関するサンプリンググリッド（以下 SG と表記する）において離散的に得られた画像間類似度値を使って、SG 単位以上の分解能（サブ SG）で類似度値最大位置を推定する手法である。したがって、サブピクセル平行移動を推定するための類似度補間手法と同様に、SG 単位での初期パラメータを必要とする。また、SG 単位は任意に選択できるので、この選択基準も必要である。

N パラメータ同時推定法で扱うパラメータは、任意に選ぶことができる。たとえば、画像間の平行移動と回転を表す 3 パラメータ、アフィン変形を表す 6 パラメータ、射影変形を表す 8 パラメータなどである。さらに、レンズ歪みも変形パラメータとして同時に扱うことも可能であると考えられる。

以下で、 N パラメータ同時推定法の詳細を述べる。

3.2.1 初期値の推定

サブ SG 同時推定を行うときには、初期値として SG 単位での類似度最大位置が必要である。時系列画像を使うときには、次に示すように効果的な初期値推定ができる。

第 $n-1$ フレームと基準フレーム間のモーションパラメータ \hat{H}_{n-1} は正確に求められているとする。このとき、第 n フレームに対するモーションパラメータ H_n の初期値として、 $\hat{H}_{n-1}\Delta$ を利用する。ただし、 Δ は第 n フレームと第 $n-1$ フレーム間の隣接フレーム間モーションパラメータで、平行移動に限定して求めた小領域間の対応から、画像全体について最小二乗法を利用して求めることができる¹⁷⁾。隣接フレーム間のモーションは通常はそれほど大きくないので、 Δ は比較的高精度に推定できる。

$\hat{H}_{n-1}\Delta$ を初期値として同時推定法を適用し、得られた高精度推定パラメータ \hat{H}_n を、次の第 $n+1$ フレームのモーション推定に利用する。

3.2.2 最適 SG 間隔の選定

画像間の多次元変形パラメータを推定する場合、提案手法では基本的にテンプレートを変形させてから領域ベースマッチングを行う。このとき、テンプレートを変形する各パラメータは任意に設定できるので、パラメータに関する SG が大きいほど計算コストは低くなる可能性がある。しかし、パラメータ変更間隔を大きくしすぎると、サブ SG 推定を行うときのパラボラ近似誤差が大きくなり、SG で探索するときに類似度最大位置を見逃す恐れがある。また、パラメータ変更

間隔を小さくしすぎると、探索に要する計算時間が増大するだけでなく、パラボラ近似によるサブ SG 推定において画像に含まれるノイズなどの影響でかえってサブ SG 推定が不安定になる可能性がある。

そこで、 N 個のパラメータ中のあるパラメータに対する SG を、そのパラメータだけが 1SG 変化したときに注目領域内の平均変形量が 1[画素] になるように選定する。

次に、一般的な画像変形を考えたときの最適 SG 間隔の選定法を述べる。 N 次元のパラメータベクトル $\mathbf{p} = (p_1, p_2, \dots, p_N)$ によって画像上の位置 \mathbf{x} を \mathbf{y} に変換する画像変形 \mathbf{P} を考える。ただし、 \mathbf{x} は、画像変形 \mathbf{P} に対する画像上の位置を表す、同時座標系表現のような、適切な表現ベクトルである。

$$\mathbf{y} = \mathbf{P}(\mathbf{p}; \mathbf{x}) \quad (10)$$

同じ位置への変形を表すパラメータを $\mathbf{o} = (0, 0, \dots, 0)$ とする。

$$\mathbf{x} = \mathbf{P}(\mathbf{o}; \mathbf{x}) \quad (11)$$

今、 \mathbf{o} の中の i 番目の要素だけが Δ_i であるようなパラメータベクトル $\mathbf{c}_1(i, \Delta_i)$ による変形を考える。この変形は、 \mathbf{o} からの変化と考えられるので、次のように表すことができる。

$$\mathbf{x} + \mathbf{D}_i(\mathbf{x}) = \mathbf{P}(\mathbf{c}_1(i, \Delta_i); \mathbf{x})$$

$$\mathbf{D}_i(\mathbf{x}) = \mathbf{P}(\mathbf{c}_1(i, \Delta_i); \mathbf{x}) - \mathbf{P}(\mathbf{o}; \mathbf{x}) \quad (12)$$

ただし、 $\mathbf{D}_i(\mathbf{x})$ は、 Δ_i による \mathbf{x} の変位ベクトルである。

注目領域 W 内の変位ベクトルの大きさ $|\mathbf{D}_i(\mathbf{x})|$ の平均を考え、この平均が 1[画素] になるような Δ_i を U_i と表すことにする。

$$\frac{\sum_{\mathbf{x} \in W} |\mathbf{P}(\mathbf{c}_1(i, U_i); \mathbf{x}) - \mathbf{P}(\mathbf{o}; \mathbf{x})|}{\sum_{\mathbf{x} \in W} 1} = 1 \quad (13)$$

たとえば、画像変形 \mathbf{P} が同時座標系表現に関するホモグラフィ行列 \mathbf{H} のとき、 \mathbf{H} の各パラメータに関する最適 SG 間隔は、次のように表すことができる（図 6）。

$$U_{11} = U_{12} = U_{21} = U_{22} = \frac{4}{W} \quad (14)$$

$$U_{13} = U_{23} = 1 \quad (15)$$

$$U_{31} = U_{32} = \frac{1}{a_2 W^2 + a_1 W + a_0} \quad (16)$$

$$a_2 = 0.10983$$

$$a_1 = -5.796 \times 10^{-5}$$

$$a_0 = 1.1812$$

式 (14)~(18) の導出過程は省略するが、式 (13) を注目領域サイズ W の関数として求めればよい。

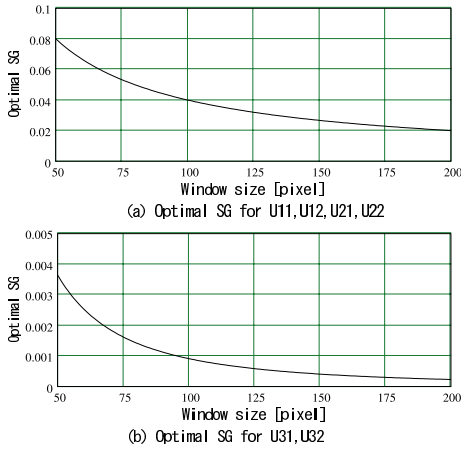


図 6 ホモグラフィ行列の各要素に対する最適 SG
Fig. 6 Optimal SG for Homography matrix parameters.

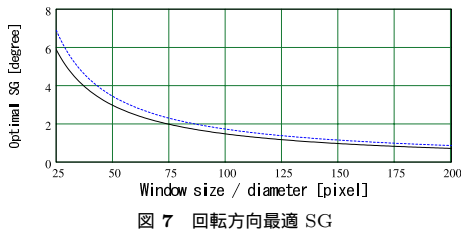


図 7 回転方向最適 SG
Fig. 7 Optimal SG for rotational parameter.

ただし, W は正方形注目領域の 1 辺の大きさを表す。
また, 画像変形 P が平行移動 (t_x, t_y) と回転 (θ) を表すとき, 各パラメータに関する最適 SG 間隔は, 次のように表すことができる (図 7 実線)。

$$U_{t_x} = U_{t_y} = 1 \quad (17)$$

$$U_{\theta} = \frac{1}{a_2 W^2 + a_1 W + a_0} \quad (18)$$

$$a_2 = 2.6217 \times 10^{-6}$$

$$a_1 = 6.4749 \times 10^{-3}$$

$$a_0 = 6.7459 \times 10^{-3}$$

ただし, 式 (14) ~ (16) と同様に, W は正方形注目領域の 1 辺の大きさを表す。

同じ平行移動 (t_x, t_y) と回転 (θ) でも, 直径 D の円形注目領域のときには, 式 (18) は次のように簡単に計算できる (図 7 点線)。

$$\frac{1}{\pi (D/2)^2} \int_0^{D/2} 2\pi r \times r \sin U_{\theta} dr = 1$$

$$U_{\theta} = \sin^{-1} \left(\frac{3}{D} \right) \quad (19)$$

このように最適 SG 間隔は, 注目領域サイズに応じたあらかじめ決定しておくことができる。

3.2.3 N 個の超平面の推定

s_i パラメータ軸 ($i = 1, \dots, N$) と平行な直線上の類

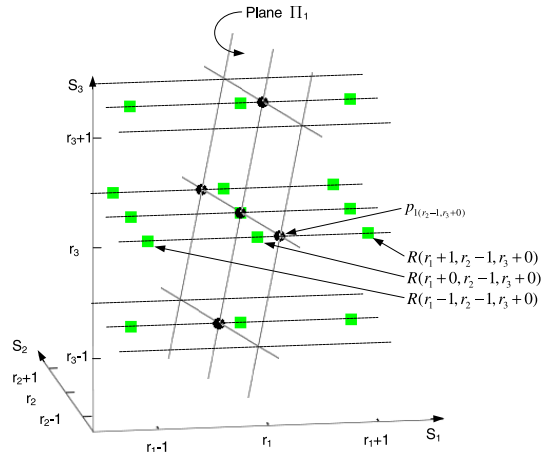


図 8 パラメータ s_1 に関する最小値を通る平面 Π_1
Fig. 8 Plane Π_1 crosses the sub-SG minima (black circles) on the lines parallel to parameter axis s_1 .

似度値の組 $R(\mathbf{r} + \mathbf{c}_1(i, -1) + \mathbf{c}_2(i, j))$, $R(\mathbf{r} + \mathbf{c}_1(i, 0) + \mathbf{c}_2(i, j))$, $R(\mathbf{r} + \mathbf{c}_1(i, +1) + \mathbf{c}_2(i, j))$ を使って, パラメータフィットによってサブ SG 推定した m 個の位置 $\mathbf{c}_1(i, 1)p_i(\mathbf{c}_2(i, j)) + \mathbf{c}_2(i, j)$ ($j = 1, 2, \dots, m$) は, ある N 次元超平面 Π_i で近似することができる。この超平面 Π_i 上では, 類似度値 R をパラメータ s_i ($i = 1, 2, \dots, N$) について偏微分した結果が 0 になる。ただし, $\mathbf{r} = (r_1, r_2, \dots, r_N)$ は, SG 単位で求めた初期値である。また,

$$p_i(\mathbf{c}_2(i, j)) = \frac{\rho(-1) - \rho(+1)}{2\rho(-1) - 4\rho(0) + 2\rho(+1)} \quad (20)$$

$$\rho(-1) = R(\mathbf{r} + \mathbf{c}_1(i, -1) + \mathbf{c}_2(i, j))$$

$$\rho(0) = R(\mathbf{r} + \mathbf{c}_1(i, 0) + \mathbf{c}_2(i, j))$$

$$\rho(+1) = R(\mathbf{r} + \mathbf{c}_1(i, +1) + \mathbf{c}_2(i, j))$$

である (図 8 参照)。

ただし, $\mathbf{c}_1(i, \kappa)$ は, i 番目の要素だけが値 κ (κ のとりうる値は限定しないが, ここでは $\kappa = -1, 0, +1$ を考える) で, 他の要素はすべて値 0 であるような N 次元ベクトルである。たとえば, $\mathbf{c}_1(3, 1) = (0, 0, 1, 0, \dots, 0)$ である。

また, $\mathbf{c}_2(i, j)$ は, i 番目の要素が 0 で, 他の各要素は, $-1, 0, 1$ のいずれかの値をとる N 次元ベクトルの中から, 次の条件を満たすベクトルを取り出して並べたベクトルの j 番目 ($j = 1, 2, \dots, m$) である。

$$\sum_{k=1}^N |c_2(i, j)_k| \leq 1 \quad (21)$$

ただし, $c_2(i, j)_k$ は, N 次元ベクトル $\mathbf{c}_2(i, j)$ の k 番目の要素を表す。式 (21) の条件を使うと, $m = 2(N - 1) + 1$ となる。

これらの m 個の位置, $\mathbf{c}_1(i, 1)p_i(\mathbf{c}_2(i, j)) + \mathbf{c}_2(i, j)$ は, 超平面 Π_i 上に存在するか, 少なくとも最小二乗の意味で超平面 Π_i を近似する. 超平面 Π_i の式を, 次のように表現する.

$$a_{i1}s_1 + a_{i2}s_2 + \dots + a_{iN}s_N + a_{iN+1} = 0 \tag{22}$$

このとき, 次の関係が得られる.

$$\mathbf{M}_i \mathbf{a}_i = \mathbf{0} \tag{23}$$

$$\mathbf{M}_i = \begin{bmatrix} \mathbf{c}_1(i, 1)p_i(\mathbf{c}_2(i, 1)) + \mathbf{c}_2(i, 1), 1 \\ \mathbf{c}_1(i, 1)p_i(\mathbf{c}_2(i, 2)) + \mathbf{c}_2(i, 2), 1 \\ \vdots \\ \mathbf{c}_1(i, 1)p_i(\mathbf{c}_2(i, m)) + \mathbf{c}_2(i, m), 1 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{a}_i = \begin{bmatrix} a_{i1} & a_{i2} & \dots & a_{iN} & a_{iN+1} \end{bmatrix}^T$$

ただし, \mathbf{M}_i は, m 行 $N+1$ 列の行列, \mathbf{a}_i は要素数 $N+1$ のベクトルである. 超平面 Π_i を表す係数 \mathbf{a}_i は, $\mathbf{M}_i^T \mathbf{M}_i$ の最小固有値に対応する固有ベクトルとして求めることができる.

このようにして, 類似度値 R をパラメータ $s_i (i = 1, 2, \dots, N)$ について偏微分した結果が 0 になる位置を近似する超平面 Π_i を N 個求めるが, 1 個の超平面を求めるために $m = 2(N - 1) + 1$ 個のサブ SG 推定位置を利用し, N 個の超平面を求めるために合計 $\sum_{k=0}^2 2^k {}_N C_k = 2N^2 + 1$ 点の類似度値を利用する.

3.2.4 N パラメータの算出

N 個の超平面 Π_i の交点として, N パラメータに対するサブ SG 推定値を得ることができる.

$$\begin{bmatrix} \hat{d}_1 & \hat{d}_2 & \dots & \hat{d}_N \end{bmatrix}^T = - \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1N} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{N1} & a_{N2} & \dots & a_{NN} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} a_{1N+1} \\ a_{2N+1} \\ \vdots \\ a_{NN+1} \end{bmatrix} \tag{24}$$

4. ダイレクトカラー超解像

ダイレクトカラー超解像処理は, 単板カラー CCD 撮像素子が出力する色モザイク状の画像データから, 不足する色情報を再構成するデモザイキング処理と, 複数画像を用いた超解像処理を同時に行うものである. 複数画像を用いた超解像処理では, 画像間モーションが精密に分かっていることが前提となる.

本論文の応用実験では, ダイレクトカラー超解像処

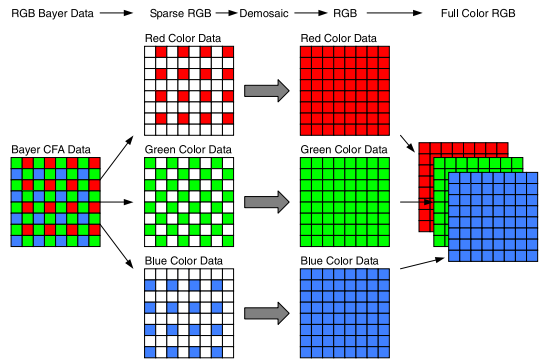


図 9 Bayer 配列画像データのデモザイキング処理
Fig. 9 Demosaicing process for Bayer CFA image data.

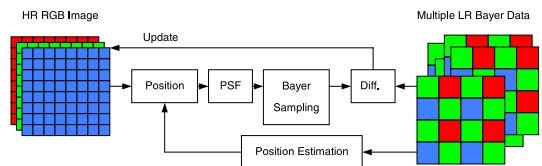


図 10 低解像度 Bayer 配列画像データを複数利用するダイレクトカラー超解像処理の概念図

Fig. 10 Direct demosaicing super-resolution scheme.

理を行っている. 本章では, この処理の概要を述べ, 画像データの利用方法を検討する.

4.1 Bayer 配列画像データの特徴と利用

カラー画像を撮影するために, 前面にモザイク状の RGB Bayer 色フィルタ配列 (CFA; Color Filter Array) を接着した 1 個の CCD 撮像素子を利用することが多い (単板式カラー CCD 撮像素子). このような画像データの各画素は, 単色の色情報しか持たないので, フルカラー画像を再構成するためには, 隣接画素の色情報などを利用して不足する色情報を再構築する, デモザイキングとよばれる処理 (図 9) が必要となる¹⁰⁾. デモザイキング処理は, 空間的に疎なサンプリングデータに対して何らかの補間処理を行うので, アルゴリズムによっては元情報を完全に復元することができない. しかもサンプリング位置が異なる色情報を利用するため, 色情報の再構成が困難な場合があり, このときには偽色を発生することがある.

すでに提案している Bayer 配列画像データからのダイレクトカラー超解像処理では, 再構成した高解像度画像における色に関する拘束条件を用いることで, 従来のデモザイキング処理を行う必要がなく, 直接高解像度画像を得ることができる²⁰⁾. この処理の概要を, 図 10 に示す.

ダイレクトカラー超解像処理では, 観測した低解像度 Bayer 配列画像データを使って画像間のサブピクセ

ル位置推定を行い、この結果を使って高解像度 RGB 復元画像を撮影モデルでサンプリングする．画像の平滑性と RGB チャンネル間の相関を考慮して観測画像との差により、高解像度 RGB 画像をアップデートする．このとき、次式の目的関数を最急降下法により最適化していることになる．

$$f(\mathbf{z}) = \sum_{k=1}^M \|\mathbf{y}_k - \mathbf{A}_k \mathbf{z}\|^2 + \mu \|\mathbf{Pz}\|^2 + \lambda \|\mathbf{QTz}\|^2 \quad (25)$$

ただし、 \mathbf{z} は再構成された高解像度 RGB 画像、 \mathbf{A}_k は観測特性を表すモデル、 \mathbf{y}_k は M 枚の観測した低解像度 Bayer 配列画像、 μ と λ は重み制御パラメータ、 \mathbf{P} および \mathbf{Q} は高域検出フィルタ行列、 \mathbf{T} は RGB から色差への変換行列である．

複数画像や時系列画像を使用した超解像画像処理^{(6),(11),(12)}と同様に、ダイレクトカラー超解像処理では、Bayer 配列画像データを利用して高精度な画像間サブピクセル位置推定ができることが前提となっている．このために、Bayer 配列画像データを補間して各画素ごとに輝度成分を求め、これを利用したモーションパラメータ同時推定を行った．

4.2 サブピクセル推定精度の比較

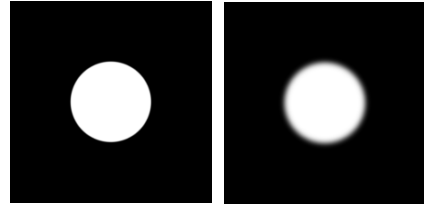
4.2.1 テスト画像

画像が Bayer 配列データとして得られたときに、できるだけ計算量が少なく、しかも高精度なサブピクセル推定を行うための方法を検討する．サブピクセル推定精度を比較するために、2 次元的なサブピクセル移動量が既知の合成画像を多数用意し、Bayer CFA を通してサンプリングしたデータを用いてマッチングとサブピクセル推定を行う．このときに利用する合成画像には、次式で示すエッジの傾斜を誤差関数で表現した円形パターンを使用した．

$$I(u, v) = 1 - \operatorname{erf} \left(\frac{\sqrt{(u-d_s)^2 + (v-d_t)^2} - r}{\sqrt{2}\sigma} \right) \\ \operatorname{erf}(t) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^t e^{-\xi^2} d\xi \quad (26)$$

σ は、エッジ傾斜のパラメータで、値が小さいほどシャープなエッジを表す． (d_s, d_t) は変位である．図 11 に、 $\sigma = 0.5$ と $\sigma = 3.0$ の合成画像を示す．この合成画像は、半径 $r = 40$ [画素]、画像サイズ 226×226 [画素] の色彩のない 8 ビットグレースケール画像である．

Bayer 配列画像において、空間周波数が高い領域では、デモザイキング処理によっては偽色が発生する可能性がある．合成画像では、空間周波数が高い領域と



(a) $\sigma=0.5$ (b) $\sigma=3.0$

図 11 推定精度比較に用いた合成画像

Fig. 11 Synthesized images for the estimation accuracy comparison.

して、エッジ領域を考えている．円形パターンには、あらゆる方向のエッジが存在する．式 (26) の合成画像では、パラメータ σ でエッジの傾斜を設定できる．

基準画像 $((d_s, d_t) = (0, 0))$ に対して、 0.2 [画素] ごとに最大 ± 1 [画素] 変位した画像を、合計 121 枚用意した．基準画像に対する 2 次元的な変位を推定し、真値に対する RMS 誤差を求めた．2 次元変位の推定には、EEC 手法を適用した従来手法を利用したが、パターンが円形の際には 2 次元同時推定と同じ結果になる．

4.2.2 利用方法

次の 6 種類の Bayer 配列画像データの利用方法と、比較のためにグレースケールデータが全画素に対して得られていると考えたときの結果 ((7) True RGB) を比較した．

- (1) Bayer 配列画像データの R (B)
- (2) Bayer 配列画像データの G
- (3) 全画素データにバイリニア補間した G
- (4) Bayer 配列の全画素データ
- (5) 45[度] 方向正方サンプリングと考えた G
- (6) 補間して作成した輝度 (Y)

(1) は、1[画素] おきに得られる Bayer 配列画像データの R または B だけを利用した．2[画素] ごとの水平垂直方向画像間変位に対して、類似度を求めることができる．

(2) は、G を利用した．2[画素] ごとの水平垂直方向画像間変位に対して、類似度を求めることができる．

(3) は、G を利用した．R と B の位置に対する G を周囲からバイリニア補間して作成し、全画素分の G を利用した．1[画素] ごとの水平垂直方向画像間変位に対して、類似度を求めることができる．

(4) は、Bayer 配列画像データを何ら補間処理をせずにすべて利用した．2[画素] ごとの水平垂直方向画像間変位に対して、類似度を求めることができる．

(5) は、G を利用した．画像の座標系を 45[度] 回転し、サンプリング間隔を正方 $\sqrt{2}$ [画素] と考えた．

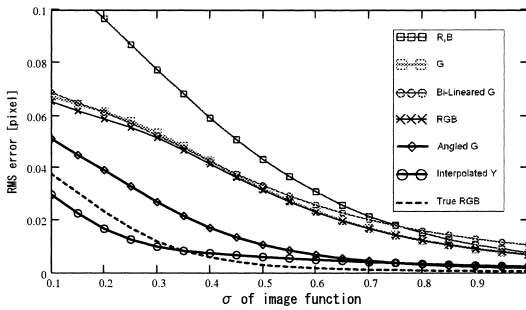


図 12 サブピクセル推定誤差

Fig. 12 The estimation accuracy comparison result.

$\sqrt{2}$ [画素] ごとの 45[度] 方向画像間変位に対して，類似度を求めることができる。

(6) は，Bayer 配列画像から，全画素に対する RGB データを各色成分ごとにバイリニア補間してから全画素の輝度成分 (Y) を計算して利用した．輝度成分の計算は， $Y = (R + G + B) / 3$ とした．1[画素] ごとの水平垂直方向画像間変位に対して，類似度を求めることができる。

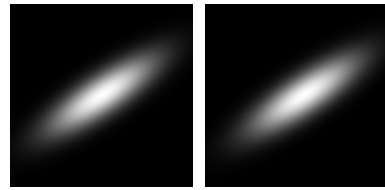
4.2.3 比較結果

図 12 に，サブピクセル推定に対する RMS 誤差を示す．横軸は画素値エッジ傾斜パラメータ σ を示すが，グラフの範囲はエッジがシャープな領域である．合成画像の半径 r を変えても，結果はほとんど変化しなかった．また，(1) の利用方法で，R の結果と B の結果に差はなかった。

結論としては，45[度] 方向正方サンプリングと考へた G データを利用するか，Y を計算して利用すると推定誤差が小さくなる．計算量が小さいのは，G データの利用である．また，Bayer 配列画像データ (RAW データ) が出力できない単板式カラーカメラのときには，輝度信号 (Y) 出力をそのまま利用すればよい．(6) の方法で Y データを作成すると，画像に対して高域低減フィルタの効果がある．このため，撮像系の光学的特性によってジャギーが目立つ Bayer 配列画像データのときには，意図的に Y データを作成してから利用の方がよい。

5. 実験結果

本章では，提案した同時推定法を用いて画像間モーションの推定実験結果を述べる．まず，平行移動と回転の 3 パラメータ推定実験を行った (5.1 節)．次に，射影変形を表す 8 パラメータ推定を行い，画像安定化実験 (5.2 節) と，ダイレクトカラー超解像実験 (5.3 節) を行った。



(a) Reference frame (b) Last frame

図 13 合成画像

Fig. 13 Synthesized images for 3-D simultaneous estimation.

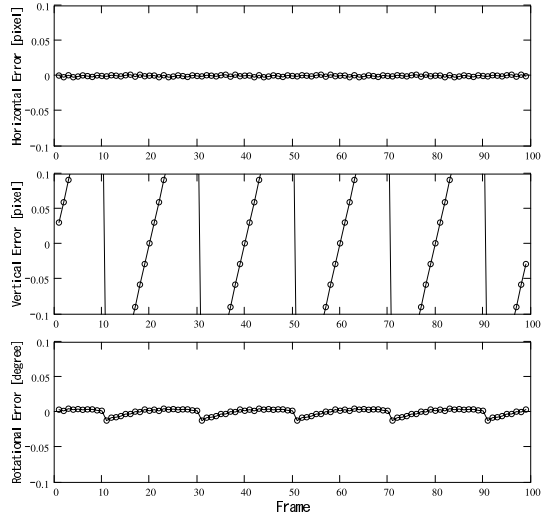


図 14 従来手法によるサブピクセル推定誤差

Fig. 14 Sub-pixel estimation errors by conventional method.

5.1 3 パラメータ推定

最初に，図 13 に示す合成画像を用いた 3 パラメータ同時推定実験を行った．この合成画像は，2 次元ガウス関数で画素値を決定した 128×128 [画素] の白黒画像である．2 次元ガウス関数が傾いているのは，従来手法に対する同時推定法の効果を確認するためである．100 フレームで構成し，先頭フレームと最終フレームでは 2 次元ガウス関数パターンが 5[画素] 水平方向に平行移動する．先頭フレームを基準フレームに設定した．注目領域は，画像中央部の 50×50 [画素] である．このサイズの注目領域に対する最適 SG は，式 (18) によると約 3[度] だが，ここでは 1[度] に設定した。

図 14 に，従来手法を用いたときの平行移動と回転に対するサブピクセル推定誤差を示す．従来手法では，3 パラメータに対する最小 SSD 位置を探索し，各パラメータに関してその位置を中心とする 3 つの SSD 値を使って，それぞれパラボラフィッティングを行っ

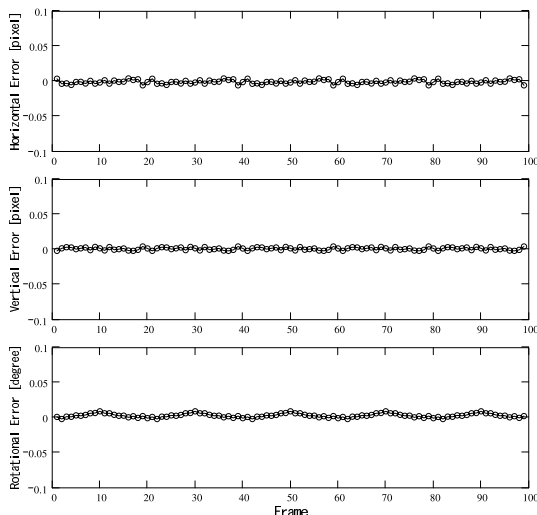


図 15 3 パラメータ同時推定法によるサブピクセル推定誤差
Fig. 15 Sub-pixel estimation errors by 3-D simultaneous estimation.

た．パターンは水平方向にだけ移動しているにもかかわらず，垂直方向に大きな推定誤差が現れている．この推定誤差は，約 ± 0.3 [画素]にも達する．また，回転角度についても推定誤差がある．

図 15 に，3 パラメータ同時推定法を用いたときのサブピクセル誤差を示す．高精度な推定が可能であることが分かる．

5.2 8 パラメータ推定による画像安定化

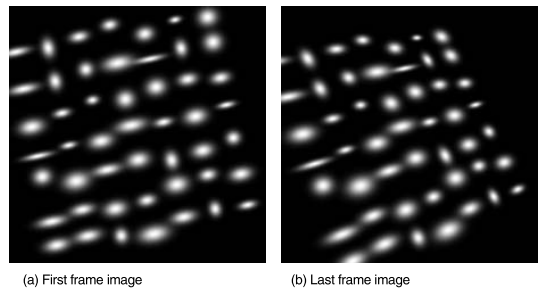
画像に撮影された 2 平面間の射影変換を表すホモグラフィ行列は，同次座標系に対して 3×3 の行列で表現できる．スケールに対する任意性を持つため，8 つのパラメータでこの行列を決定できる．実験では，注目領域内に平面が撮影されていると仮定し，変形を表す 8 パラメータを 2.2 節で述べた従来手法と同時推定法によって推定した．

画像安定化は，基準フレーム(先頭フレーム)に対する各フレームの変形パラメータを推定し，推定したパラメータで各フレームを変形した．画像安定化の精度評価は，注目領域の画素値 RMS 誤差によって行った．

5.2.1 合成画像

図 16 に示す合成画像を用いて，ホモグラフィ行列 H のパラメータ推定実験を行った．

合成画像は，乱数で選択したサイズと扁平率の 2 次元ガウス関数で決まる画素値をテクスチャとして持つ， 226×226 [画素]サイズの画像である．このようなテクスチャが 3 次元空間内の平面に張り付いていると考え，画像の中心に座標系の原点を設定し，原点を回転中心とする 3 軸回りの回転変形を考えた．100 フレーム



(a) First frame image (b) Last frame image

図 16 合成画像．(a) 先頭フレーム，(b) 最終フレーム
Fig. 16 Synthesized images for 8-D simultaneous estimation.

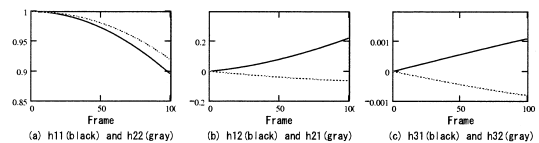


図 17 正解パラメータ

Fig. 17 True 8-D parameters of the image motion.

ムの時系列画像として，連続的に変形する画像を作成した．図 16 (a) が先頭フレーム，(b) が最終フレームの画像である．

先頭フレームを基準フレームとしたときの，正解ホモグラフィ行列 H の要素 $h_{11}, h_{12}, h_{21}, h_{22}, h_{31}, h_{32}$ の例を，図 17 に示す．このホモグラフィ行列の各要素に対する U_i は，ウィンドウサイズを 200×200 [画素]とすると $h_{11}, h_{12}, h_{21}, h_{22}$ に対して 0.02, h_{31}, h_{32} に対して 0.00023 である． h_{13} と h_{23} は画像間の平行移動を表すので，1 とした．

比較した従来手法である領域分割法は，前述の小領域間対応を利用した推定¹⁷⁾を改良し，よりロバストなモーション推定が可能な方法を用いた．画像中央の 180×180 [画素]の注目領域に対して， $6 \times 6 = 36$ 個の 30×30 [画素]小領域を設定した．まず，小領域内の画素値の分散からテクスチャ領域を排除した．次に，テクスチャがあると判断した小領域に対して，従来の平行移動に限定した SSD 利用画像間マッチングとサブピクセル推定を使って基準フレームに対する平行移動量を求めた．平行移動量を求めた小領域の中から乱数によって 6 個の領域を選び，最小二乗法によって 180×180 [画素]の注目領域に対する射影変換パラメータを求めた．乱数で選ぶ操作を 100 回繰り返す，それぞれに対して射影変換パラメータを求め，LMedS 基準³⁾を使って誤った結果を取り除き，小領域の平行移動を最もよく表している射影変換パラメータを最終的な推定結果として採用した．

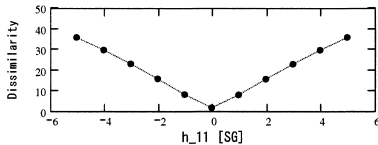


図 18 h_{11} を U_{11} 単位で変化させたときの SSD 値

Fig. 18 SSD values with changes of h_{11} in U_{11} unit.

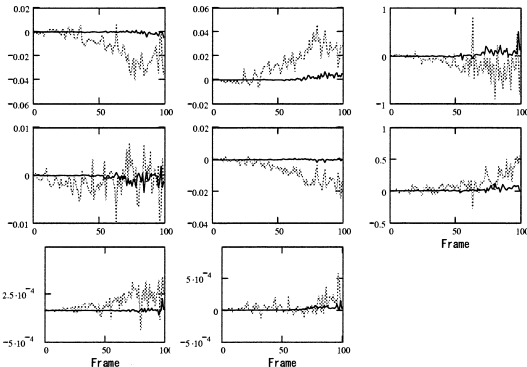


図 19 パラメータ推定誤差. H 行列と同じ並びで示す. 灰実線は領域分割法, 黒実線は領域分割法の結果を初期値とした提案手法による推定誤差を示す

Fig. 19 Parameter estimation errors. The allocation of graphs correspond to the H matrix. Gray lines depict the errors by the local correspondences method. Black lines depict the 8-D simultaneous estimation with the initial estimation of the local correspondences method.

同時推定法では, 180×180 [画素]の領域全体を利用した. この実験では画像変形が小さいため, 8パラメータの初期推定値は, 前述の小領域間対応を利用した推定¹⁷⁾を利用した. 図 18 に, 第 10 フレームの画像に対して h_{11} 以外のパラメータを初期推定値に固定したときに, h_{11} パラメータを $U_{11} = 0.02$ 単位で初期推定値から変化させたときの類似度値を示す. この結果は, H 行列のパラメータ推定において, 式 (20) によるパラボラフィッティングの妥当性を示すものである.

図 19 に H 各要素の推定誤差を示す. また, 図 20 に, 推定パラメータを使って変形した画像と初期フレーム画像との画素値の RMS 誤差を示す. 領域分割法によって推定したパラメータを使うと画像の変形が大きくなるにつれて RMS 誤差が大きくなるのに対し, 8パラメータ同時推定法では RMS 誤差が大きくなりず, 高精度なパラメータ推定ができていていることが分かる.

5.2.2 実 画 像

手持ちカメラでテクスチャ付き平面を時系列画像に撮影し, 先頭フレームに対する変形パラメータを 8 パラメータ同時推定法によって推定した. カメラ

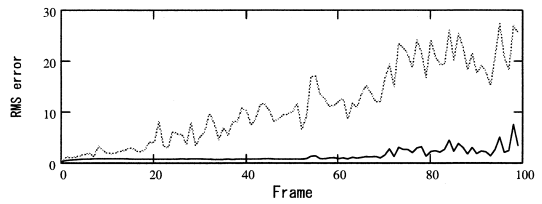


図 20 推定パラメータで変形した画像との RMS 誤差. 灰実線は領域分割法, 黒実線は提案手法による結果

Fig. 20 RMS errors of image pixel value between the deformed images and the reference image. Gray line depicts the errors by the local correspondences method. Black line depicts the errors by the 8-D simultaneous estimation with the initial estimation of the local correspondences method.



図 21 実験に用いた実画像. 最も変形が大きいフレームペアを示す

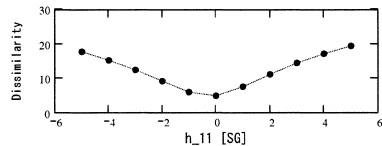


図 22 h_{11} を U_{11} 単位で変化させたときの類似度

Fig. 22 SSD values with changes of h_{11} in U_{11} unit.

は, PointGray 社製 Dragonfly (白黒), 画像サイズは 640×480 [画素] だが, 画像中央部に 200×200 [画素]の注目領域を設定して, この領域内の変形パラメータを推定した. 図 21 に, 実験に使った実画像を示す. この画像は, 実験に使った時系列画像中で最も変形が大きいフレームペアである.

このホモグラフィ行列の各要素に対する U_i は, 前節と同じである. 変形パラメータの初期値として, 前述の小領域間対応を利用した推定¹⁷⁾を利用した. このとき, SG 単位初期位置には誤差を含むが, 式 (20) の推定を行うときに各パラメータ軸に関して SG 単位の再探索を行っている.

図 22 に, 第 10 フレームの画像に対して h_{11} 以外のパラメータを初期推定値に固定したときに, h_{11} パラメータを $U_{11} = 0.02$ 単位で初期推定値から変化させたときの類似度値を示す. 前節の合成画像を使った実

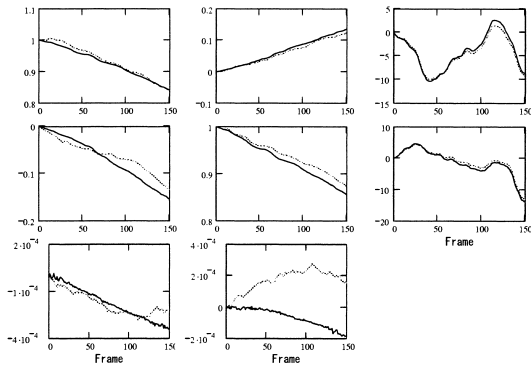


図 23 パラメータ推定値．H 行列と同じ並びで示す．灰実線は領域分割法，黒実線は提案手法による推定値を示す
Fig. 23 Estimated parameters.

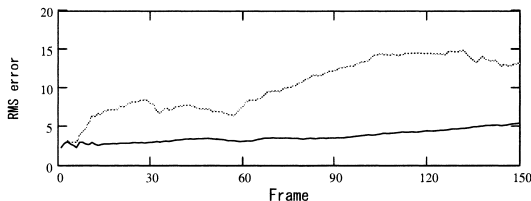


図 24 推定パラメータで変形した画像との RMS 誤差．灰実線は領域分割法，黒実線は提案手法による結果
Fig. 24 RMS errors of image pixel value between the deformed images and the reference image. Gray line depicts the errors by the local correspondences method. Black line depict the errors by the 8-D simultaneous estimation with the initial estimation of the local correspondences method.

験結果と同様に，H 行列のパラメータ推定において，式 (20) によるパラボラフィッティングの妥当性を示している．

図 23 に H 各要素の推定値を示す．また，図 24 に，推定パラメータを使って変形した画像と初期フレーム画像との画素値の RMS 誤差を示す．この実験は，領域分割法で求めた変形パラメータを初期値として，提案手法を利用してより正確な変形パラメータにリファインすることに相当する．正解パラメータは不明だが，同時推定法では安定で時間的になめらかに変化する変形パラメータが推定できている．画素値の RMS 誤差も同時推定法の方が小さく，画像安定化実験を行った結果にも明らかな違いがあった．

5.3 射影変形下でのダイレクトカラー超解像実験

5.3.1 推定したモーションによる超解像結果の比較

前節までの実験で利用した領域分割法（以下では領域分割法 A）は，各小領域のモーションを平行移動で近似しているため，画像間の変形が大きくなるとパラメータ推定が不正確になる．そこで，基準フレームと

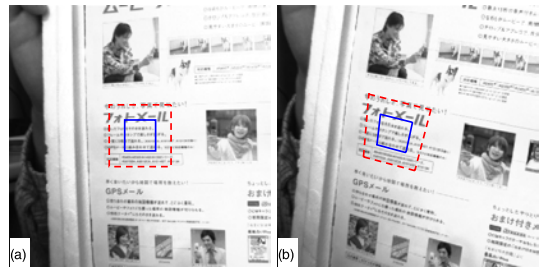


図 25 実験に用いた実画像．(a) 先頭（基準）フレーム．(b) 最終フレーム

Fig. 25 Real images for the experiment. (a) First (reference) frame. (b) Last frame.

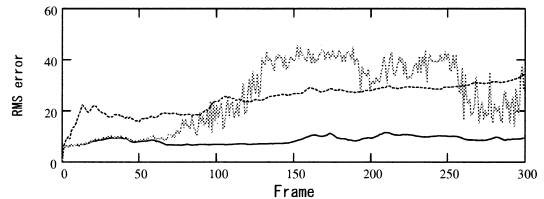


図 26 推定パラメータで変形した画像との RMS 誤差．灰実線は領域分割法 A，点線は領域分割法 B，黒実線は 8 パラメータ同時推定法による結果

Fig. 26 RMS errors of image pixel value between the deformed images and the reference image. Gray line depicts the errors by the local correspondences method-A. Dashed line depicts the errors by the local correspondences method-B. Black line depicts the errors by the 8-D simultaneous estimation.

のモーションを直接推定するのではなく，基準フレームから注目フレームに至るまでの隣接フレーム間モーション $n_{-1}\Delta_n$ の積 $\prod_{t=2}^n t_{-1}\Delta_t$ として，時系列画像の各フレームに対するモーションを表す方法（以下では領域分割法 B）も比較する．

PointGray 社製 Dragonfly（単板式カラーカメラ）で 640×480 [画素] の Bayer CFA 画像データを作成し，画像中央部に 100×100 [画素] の注目領域を設定して，この領域内の変形パラメータを推定した．300 フレームの時系列画像に対して，領域分割法 A，領域分割法 B，8 パラメータ同時推定法で推定したパラメータを使って，ダイレクトカラー超解像処理実験を行った．

図 25 に，先頭フレームと最終フレームの画像を示す．外側点線領域がパラメータ推定に利用した注目領域，内側実線領域が超解像処理を行った 50×50 [画素] の領域である．

図 26 に，各手法で推定したパラメータを用いて変形した画像と基準フレームとの画素値の RMS 誤差を

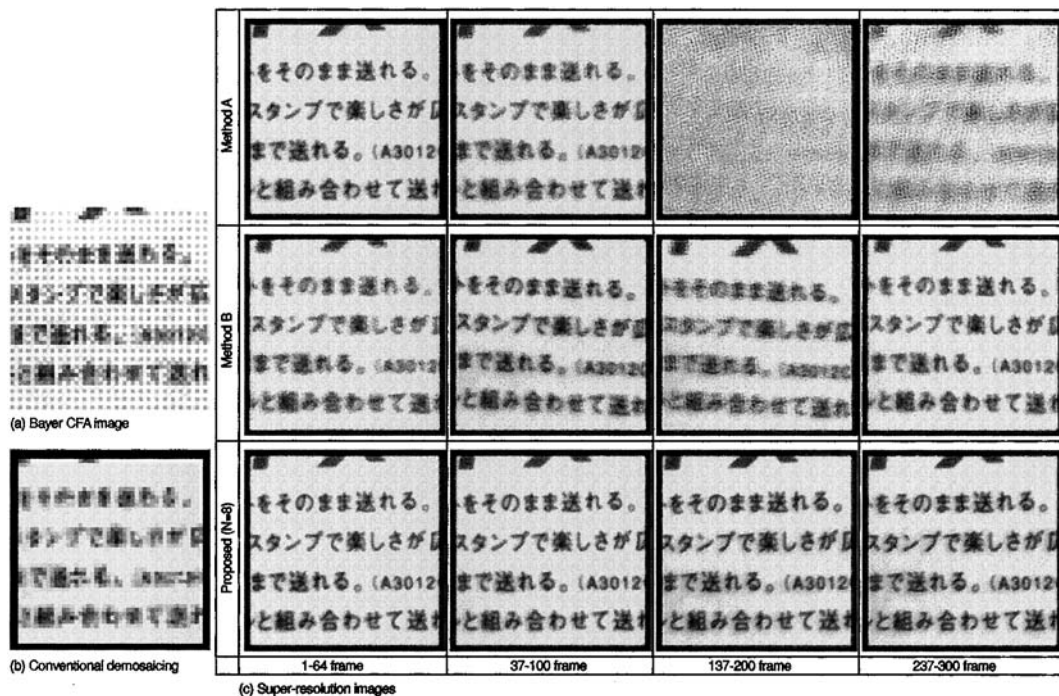


図 27 超解像処理結果
Fig. 27 Super-resolution results.

示す．RMS 誤差は，パラメータ推定に利用した領域に対して算出した．領域分割法 A（灰実線）は，変形が小さければ同時推定法と同程度の RMS 誤差だが，変形が大きくなると誤差が大きくなる．領域分割法 B（点線）は，時間方向の細かな変動は少ないが，RMS 誤差は大きい．これらに対して同時推定法（黒実線）は，RMS 誤差がつねに小さい．

図 27 に，ダイレクトカラー超解像処理結果を示す．図 27 (a) は白黒で示した 1 枚の低解像度 Bayer 配列画像，(b) はそれを従来のデモザイキング法¹⁰⁾ でカラー化した画像である．(c) は超解像処理結果で，各行は超解像処理で用いた変形パラメータの推定方法が異なる．超解像処理には 64 フレームの画像を利用し，基準フレームとして先頭フレームを用いた．(c) の各列は，異なる位置のフレームを利用した結果を示している．推定した変形パラメータを用いて基準フレームに合わせるように変形しているので，変形パラメータが正確に推定できれば，異なる位置の 64 フレームを利用した結果は同じになるはずである．

領域分割法 A では，基準フレームに近いフレームを利用した超解像処理結果は良好だが，変形が大きくなると処理に失敗する．領域分割法 B では，変形パラメータ推定精度が低いので超解像処理結果もあまり良くないだけでなく，推定誤差が蓄積するため，処理結

果の画像が先頭フレームと正確には一致していない．これらに対して同時推定法で推定した変形パラメータを使った結果では，基準フレームと時間的に離れて変形が大きなフレームを利用しても，良好に超解像処理ができています．

5.3.2 より複雑な変形に対する超解像処理

より複雑な変形対象を扱うダイレクトカラー超解像処理実験として，図 28 に示すプラスチック板にパンフレットを貼り付けたものを利用した．図 28 (a) と (b) に，撮影した時系列画像の先頭フレームと最終フレームを示す．利用したカメラは前節と同じである．100 × 100[画素]の注目領域を 5 個設定し，それぞれの領域に対して変形パラメータを推定し，各領域に対してそれぞれ超解像処理を行った．

図 28 (a) における 2 個の黒長方形領域の拡大表示を，同図 (c) ~ (f) に示す．(c) と (e) は，従来のデモザイキング処理¹⁰⁾ 結果を水平方向と垂直方向にそれぞれ 4 倍に Bi-Cubic 補間により拡大した結果を示す．これに対して同図 (d) と (f) は，同じ拡大率のダイレクトカラー超解像処理結果である．変形パラメータを推定する領域内で対象が平面に近似できれば，変形パラメータ推定もダイレクトカラー超解像処理も良好にできることが分かる．



図 28 175 フレームで構成する時系列画像の、(a) 先頭フレームと、(b) 最終フレーム (640×280 [画素] の領域を表示した). 注目領域を、5 個の矩形で表す. (c)(e) (a) の 2 個の黒い矩形領域に対する従来のデモザイキング処理を Bi-Cubic 補間で拡大した結果. (d)(f) 同じ領域に対するダイレクトカラー超解像処理結果

Fig. 28 (a) The first and (b) the last frame of original images in sequence of 175 frames (640×280 [pixel] region). Five colored square areas are the AOIs. (c)(e) Conventional demosaicing and bi-cubic interpolated image of the black rectangle portions in (a). (d)(f) Direct demosaicing super-resolution image.

6. おわりに

領域ベースマッチングと類似度補間手法によるサブピクセル推定は、すでに 20 年以上も利用されている。我々は、柔軟で容易な実装と、画像テクスチャや画像間の変位の大きさを選ばない頑健性から、領域ベースマッチングを基本的なツールとして採用し、サブピクセル推定の高精度化のために推定誤差解析や誤差低減手法の提案を行ってきた。2 次元同時推定法は、領域ベースマッチングの基本的な特性を何ら損なうことなく、わずかに計算量が増加するだけで圧倒的にサブピクセル推定精度を向上させることができる。提案した同時推定法は、この 2 次元同時推定法を拡張し、 N パラメータの高精度同時推定が可能である。

提案した高精度同時推定法の応用例として、時系列画像のモーションパラメータを推定し、射影的に変形する画像を使った超解像処理実験を行った。また、提案した画像変形パラメータ推定法は注目領域全体を 1 組の変形パラメータで表現できることを前提としているが、画像を分割した各小領域に対して提案手法が適用可能であることも示した。本論文で示した実験結果以外にも多数の実験を行っており、同時推定法の効果

を確認している。

現在、提案手法を FPGA に実装して実時間処理を目標にした高速画像処理システムに実装する検討を進めている。

参考文献

- 1) Bayer, B.E.: Color Imaging Array, U.S. Patent 3.971.065 (1976).
- 2) Tian, Q. and Huhns, M.N.: Algorithms for Subpixel Registration, *Computer Vision, Graphics and Image Processing*, Vol.35, pp.220–223 (1986).
- 3) Rousseeuw, R.J.: Least median of squares regression, *J. American Stat. Assoc.*, Vol.79, pp.871–880 (1984).
- 4) Aggarwal, J.K. and Nandhakumar, N.: On the Computation of Motion from Sequences of Images—a Review, *Proc. IEEE*, Vol.76, No.8, pp.917–935 (1988).
- 5) West, G.A.W. and Clarke, T.A.: A Survey and Examination of Subpixel Measurement Techniques, *Proc. SPIE: Close-Range Photogrammetry Meets Machine Vision*, Vol.1395, pp.456–63, Zurich, Switzerland (1990).
- 6) Irani, M. and Peleg, S.: Improving Resolution by Image Registration, *CVGIP: Graph, Models Image Process.*, Vol.53, pp.231–239 (March 1991).
- 7) Aghajan, H.K., Schaper, C.D. and Kailath, T.: Machine Vision Techniques for Subpixel Estimation of Critical Dimensions, *Optical Engineering*, Vol.32, No.4, pp.828–839 (1993).
- 8) Kanade, T. and Okutomi, M.: A Stereo Matching Algorithm with an Adaptive Window: Theory and Experiment, *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.16, No.9, pp.920–932 (1994).
- 9) Shortis, M.R., Clarke, T.A. and Short, T.: A Comparison of Some Techniques for the Subpixel Location of Discrete Target Images, *Proc. SPIE: Videometrics III*, Vol.2350, pp.239–250, Boston, MA, USA (1994).
- 10) Laroche, C.A. and Prescott, M.A.: Apparatus and Method for Adaptively Interpolating a Full Color Image Utilizing Chrominance Gradients, U.S. Patent 5,373,322 (1994).
- 11) Schultz, R.R. and Stevenson, R.L.: Extraction of High-Resolution Frames from Video Sequences, *IEEE Trans. Image Processing*, Vol.5, No.6, pp.996–1011 (1996).
- 12) Hardie, R.C., Barnard, K.J. and Armstrong, E.E.: Joint MAP Registration and High Resolution Image Estimation Using a Sequence of

- Undersampled Images, *IEEE Trans. Image Processing*, Vol.6, No.12, pp.1621–1633 (1997).
- 13) Shum, H.Y. and Szeliski, R.: Panoramic Image Mosaics, Microsoft Research Technical Report MSR-TR-97-23 (1997).
- 14) Wolberg, G. and Zokai, S.: Image Registration for Perspective Deformation Recovery, *SPIE Conf. on Automatic Target Recognition X*, Orlando, Florida (April 2000).
- 15) 清水雅夫, 奥富正敏: 画像のマッチングにおける高精度なサブピクセル推定手法, 電子情報通信学会論文誌 D-II, Vol.J84-D-II, No.7, pp.1409–1418 (2001).
- 16) Okutomi, M., Katayama, Y. and Oka, S.: A Simple Stereo Algorithm to Recover Precise Object Boundaries and Smooth Surfaces, *International Journal of Computer Vision*, Vol.47, Issue 1-3, pp.261–273 (2002).
- 17) Chang, J.Y., Hu, W.F., Cheng, M.H. and Chang, B.S.: Digital Image Translational and Rotational Motion Stabilization using Optical Flow Technique, *IEEE Trans. Consumer Electronics*, Vol.48, Issue 1, pp.108–115 (Feb. 2002).
- 18) Szeliski, R. and Scharstein, D.: Symmetric Sub-Pixel Stereo Matching, *7th European Conference on Computer Vision (ECCV 2002)*, Copenhagen, Vol.II, pp.525–540 (May 2002).
- 19) 清水雅夫, 奥富正敏: 画像のマッチングにおけるサブピクセル推定の意味と性質, 電子情報通信学会論文誌 D-II, Vol.J85-D-II, No.12, pp.1791–1800 (2002).
- 20) Gotoh, T. and Okutomi, M.: Color Super-Resolution from a Single CCD, *The IEEE Workshop on Color and Photometric Methods in Computer Vision*, Nice, France (Oct. 2003).
- 21) Zitova, B. and Flusser, J.: Image registration methods: a survey, *Image and Vision Computing*, Vol.21, Issue 11, pp.977–1000 (Oct. 2003).
- 22) 清水雅夫, 奥富正敏: 領域ベースマッチングのための2次元同時サブピクセル推定法, 電子情報通信学会論文誌 D-II, Vol.J87-D-II, No.2, pp.554–564 (2004).
- 23) Baker, S. and Matthews, I.: Lucas-Kanade 20 Years On: A Unifying Framework, *International Journal of Computer Vision*, Vol.56,

No.3, pp.221–255 (2004).

(平成 16 年 4 月 2 日受付)

(平成 16 年 9 月 11 日採録)

(担当編集委員 佐藤 俊夫)



清水 雅夫

1982 年東京工業大学工学部制御工学科卒業。1984 年同大学大学院理工学研究科制御工学専攻修士課程修了。同年キャノン(株)入社。1989 年(株)応用計測研究所入社。2003 年東京工業大学大学院情報理工学研究科情報環境学専攻社会人博士課程修了。2003 年同大学院理工学研究科機械制御システム専攻助手。コンピュータビジョン, 画像計測, 画像処理の研究に従事。工学博士。計測自動制御学会, 電子情報通信学会, 映像情報メディア学会, IEEE, SPIE 各会員。



矢野 高宏

2002 年東京工業大学工学部制御システム工学科卒業。2004 年同大学大学院情報理工学研究科情報環境学専攻修士課程修了。同年オリンパス(株)入社。研究開発センター研究員。画像処理の研究に従事。



奥富 正敏(正会員)

1981 年東京大学工学部計数工学科卒業。1983 年東京工業大学大学院理工学研究科制御工学専攻修士課程修了。同年キャノン(株)入社。1987 年～1990 年カーネギーメロン大学コンピュータサイエンス学科客員研究員。1994 年東京工業大学大学院情報理工学研究科情報環境学専攻助教授。2002 年同大学院理工学研究科機械制御システム専攻教授。コンピュータビジョン, 画像処理, 画像計測に関する研究に従事。工学博士。計測自動制御学会, 電子情報通信学会, 日本ロボット学会, 画像電子学会, IEEE 各会員。