

画像の 2 次元空間構造を利用したサブピクセルマッチングの高精度化

波部 齊[†] 角岡 幹篤^{††} 鷲見 和彦^{††} 松山 隆司^{††}

[†] 京都大学大学院工学研究科電子工学専攻
京都市左京区吉田本町

^{††} 京都大学大学院情報学研究科知能情報学専攻
京都市左京区吉田本町

E-mail: †habe@media.kyoto-u.ac.jp, ††{sumioka,sumi,tm}@vision.kuee.kyoto-u.ac.jp

あらまし デジタル画像のマッチングにおいて、変位をサブピクセル精度で推定する手法が数多く提案されている。その中で、整数変位で計算される一致度評価値を 2 次関数などで補間する手法は非常に簡便であるため広く使用されているが、誤差が大きいという問題がある。推定結果が整数値に偏る現象に対しては、EEC [1], [2] (Estimation Error Cancel method) によって精度が向上することが既に示されているが、その場合でも、マッチングに用いる画像パターンによっては誤差が増大する。これに対し我々は、画像パターンの 2 次元空間構造を考慮していないことが原因であると考え、空間構造を表す特徴量としてマッチング対象画像の自己相関に着目し、自己相関を考慮に入れた推定を行う。本稿では、シミュレーション画像と実画像によって提案手法の有効性を示し、さらに、EEC と提案手法が相補的に働き、両者を組み合わせることで高い精度が得られることを示す。

キーワード レジストレーション, ブロックマッチング, サブピクセル推定, 自己相関, 空間構造

Accurate Sub-Pixel Matching Using 2D Spatial Structure of Images

Hitoshi HABE[†], Motoshi SUMIOKA^{††}, Kazuhiko SUMI^{††}, and Takashi MATSUYAMA^{††}

[†] Department of Electronic Science and Engineering, Graduate School of Engineering, Kyoto University
Yoshida-Hommachi, Sakyo, Kyoto

^{††} Department of Intelligence Science and Technology, Graduate School of Informatics, Kyoto University
Yoshida-Hommachi, Sakyo, Kyoto

E-mail: †habe@media.kyoto-u.ac.jp, ††{sumioka,sumi,tm}@vision.kuee.kyoto-u.ac.jp

Abstract In order to attain high accuracy in image matching, several sub-pixel estimation methods have been proposed. Among these methods, parabola fitting over three pixel grid points with their similarity measures is widely used because of its practical usability. To avoid “pixel locking” errors in the parabola fitting: the estimation results are biased for integer values, EEC (Estimation Error Cancel method) was proposed. However we still observe that estimation errors can be quite large depending on spatial image patterns. The major reason of this error is that the spatial structure of the image pattern is not taken into account in the estimation algorithm. We employ the autocorrelation of an image which reflects the spatial structure. In this paper, based on this idea, we show a sub-pixel estimation algorithm which takes autocorrelation of the image into account. Experimental results demonstrate that we can achieve accurate estimation results by incorporating EEC with the proposed method.

Key words Image Registration, Block-Based Matching, Subpixel Estimation, Auto Correlation, Spatial Structure

1. はじめに

2 枚のデジタル画像のマッチングは、画像の位置あわせ、ステレオ画像からの 3 次元形状推定、カメラキャリブレーションなどに応用可能な、視覚情報処理の基本処理の一つである [3].

一般にデジタル画像は有限の分解能でサンプリングされたものであるため、マッチング結果の精度はピクセル単位に限定される。これに対し、画素の分解能以上の精度を得るためのサブピクセル単位での変位推定 (サブピクセルマッチング) が古くから行われている。

サブピクセルマッチングは、デジタル画像の画素値の集合から、ピクセル間隔以上の精度での明度変化を推定する問題に帰着される。従来から数多くの手法が提案されているが、推定結果に構造的な誤差が含まれる、推定結果のばらつきが大きい、などの問題が存在している。これらは、明度変化モデルと現実の画像の間にギャップがあるために発生していると考えられる。

これに対し本稿で提案する手法では、画像の持つ2次元空間構造を考慮することでサブピクセルマッチングの精度向上を図る。ここでいう2次元空間構造とは画像ブロック中の画素値の空間的な変化を指し、我々人間が画像を見たときには無意識のうちの2次元空間構造を捉え、認識・理解を行っていると考えられる。よって、計算機を用いて画像認識・理解を行う際にも2次元空間構造を利用することで、より柔軟で精度の高い処理が可能になると我々は考える。

本稿では、SSD (Sum of Squared Difference) を用いて画素単位でのマッチング位置を求め、その後マッチング位置近傍のSSDの値を補間することで、サブピクセル単位での変位を求める手法を取り上げる。この手法は計算が非常に簡便であるため、古くから広く用いられているが、その結果には構造的な誤差が含まれている。それに対し、清水らによるEEC (Estimation Error Cancel method) [1], [2], [4] が既に提案され、サブピクセルマッチングのみならず、カメラ運動のパラメータ推定にも有効であることが示されている [5]。EECではサブピクセルマッチングの誤差がもつ構造的な特徴を利用し、それを打ち消すような演算を行うことで推定精度の向上を図っている。

しかし、2.2節に示すように、EECを用いた場合でも変位推定結果に画像パターン依存性が存在し、画像パターンによっては精度が悪くなることが確かめられる。これは、EEC(および、そのベースとなるSSDの2次関数当てはめによる推定手法)は、画像の2次元空間構造を考慮に入れていないため、処理対象画像の画像パターンに応じた推定演算ができないことが原因である。これに対し本稿で述べる手法では、処理対象画像の自己相関を用いて画像パターンの2次元空間構造を特徴づけ、それを用いてサブピクセルマッチングの高精度化を図る。

本稿では、2.節において様々なサブピクセルマッチング手法を概観したあとその問題を指摘し、それに対する我々のアイデアと推定アルゴリズムを3.節で述べる。4.節では提案手法を用いた定量評価の結果を示し、先行研究との比較を行う。最後に5.節にまとめを示す。

2. サブピクセルマッチング

サブピクセルマッチングを行うための方法は数多く提案されており、代表的なものとして(1)補間によって生成した高解像度画像に対して通常のマッチングを適用するもの [6] (2) パワースペクトルを解析することでサブピクセル変位を求めるもの [7] (3) ピクセル間隔で求めた画像間の一致度評価値を補間してサブピクセル単位のマッチング位置を求めるもの、が挙げられる。限られた分解能のデジタル画像からサブピクセルマッチングを行うためには、ピクセル間の明度変化に何らかの仮定を導入する必要がある、これらすべての手法はその仮定を

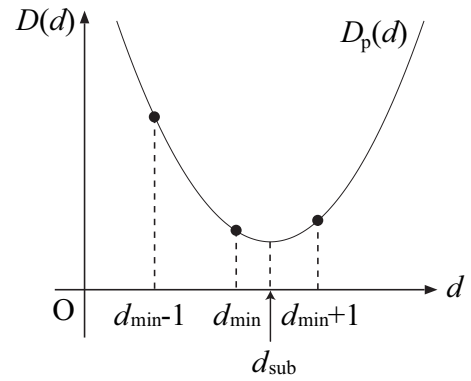


図1 SSDパラボラフィッティング

明示的あるいは暗黙のうちに導入している。

これらの手法の中で、我々は(3)に示した一致度評価値の補間による手法に着目する。この手法は他の手法に比べて、必要とする計算量・メモリ量ともに少ないという利点を持っている。(3)の手法では、一致度評価値の計算方法と補間方法との組み合わせが重要となる。一般に用いられているのは、SAD (Sum of Absolute Difference) と折れ線の組み合わせや、SSD (Sum of Squared Difference) と放物線の組み合わせなどである。

2.1 SSDパラボラフィッティング

この中でSSDと放物線の組み合わせによって画像間のサブピクセル精度の真の変位 d_{sub} を求める手法(以下、SSDパラボラフィッティング法と呼ぶ)は以下ようになる(図1)。

(1) 比較対象の画像 $I_1(x, y)$, $I_2(x, y)$ との間でSSD $D(d)$ を下式に従って求める。ここで W はSSDを計算するウィンドウを示し、議論を簡単にするために本節中では x 方向の1次元の変位を考えることとする。

$$D(d) = \sum_{(x, y) \in W} (I_1(x, y) - I_2(x + d, y))^2. \quad (1)$$

(2) $D(d)$ を最小とする d_{min} (整数値) を求め、その前後1画素で $D(d_{min} - 1)$, $D(d_{min})$, $D(d_{min} + 1)$ を求める。

(3) d_{min} の近傍では $D(d)$ は放物線 $D_p(d)$ で表現できるとし、その係数を $D(d_{min} - 1)$, $D(d_{min})$, $D(d_{min} + 1)$ から求める。これにより $D_p(d)$ が最小となる d が直ちに求まり、それを変位 d_{sub} の推定値 d_{est} とする。

この手法では $D(d)$ が $[d_{min} - 1, d_{min} + 1]$ の範囲で放物線上を変化する、という仮定の妥当性が問題となる。この仮定が成立する際に画像 I_1 および I_2 が満たすべき条件を考える。

今、変位の真値が d_{sub} であるので、マッチング位置 ($d = d_{sub}$) で任意の x, y に対して、

$$I_1(x, y) = I_2(x + d_{sub}, y), \quad (2)$$

が成立する。 d_{sub} の近傍で、任意の x, y に対してSSDが、

$$D_p(d) = A(d - d_{sub})^2, \quad (3)$$

と書けるとする。ここで A は定数であり、 $d_{min} \in [d_{sub} - 0.5, d_{sub} + 0.5]$ であるので、 $d \in [d_{min} - 1, d_{min} + 1]$ と等価な $d \in [d_{sub} - 1.5, d_{sub} + 1.5]$ の範囲で式(3)が成立しなければ

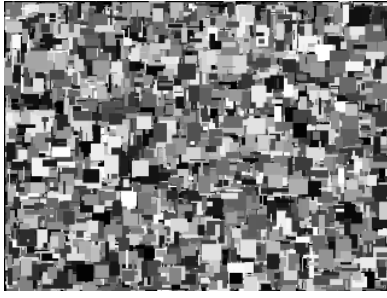


図2 ランダムテクスチャ

ばならない．このとき，式(1)と式(3)より，定数を K として

$$I_1(x, y) - I_2(x + d, y) = K(d - d_{\text{sub}}), \quad (4)$$

が条件となる．

式(4)で K を求めるために $d = d_{\text{sub}} + 1$ とし，さらに式(2)を用いて整理すれば下式が得られる．

$$I_2(x+d, y) = I_1(x, y) - (I_1(x, y) - I_1(x+1, y)) (d - d_{\text{sub}}). \quad (5)$$

これは，画素値 $I_2(x + d, y)$ が画素値 $I_1(x, y)$ および $I_1(x + 1, y)$ の線形補間で定まる，つまり，傾きが一定の直線上を分布することを示している．式(2)より I_1 自身も直線状の画素変化をすることになる．

このように，SSD パラボラフィッティングはその簡便性から広く使用されているが，正確な推定結果を得るには I_1 と I_2 が共に直線状の画素変化をしなければならない．これは実画像では非現実的な条件であり，それが原因で変位推定結果には誤差が生じる．

2.2 SSD パラボラフィッティングの誤差

SSD パラボラフィッティングの誤差を詳細に分析するためにシミュレーションによる予備実験を行った．まず，図2に示すランダムテクスチャを準備し，これをダウンサンプリングしてマッチング処理対象の画像とする．ダウンサンプリングの際にはレンズ系を模擬するガウス関数との畳み込みをとって処理対象の低解像度画像を得た．ダウンサンプリングの基準位置を変化させることで，サブピクセル変位が生じた画像対を模擬することができる．

この処理対象画像の中のランダムな位置に，マッチング処理を行うウィンドウをとり，サブピクセル変位の推定を行う．ここで用いたのは単純な SSD パラボラフィッティングと，清水らによる EEC [1], [2], [4] である．なお，ここでの実験ではピクセル単位でのマッチングは正しく行われているものとし，それ以降のサブピクセル変位推定のみを行った．

予備実験の結果を図3に示す．図中の横軸は変位の真値を示す．それぞれの真値で生成したシミュレーション画像について，画像中のランダムな位置でサブピクセル推定を行い，得られた結果の誤差の平均・分散を縦軸に示している．この結果から，(1) SSD パラボラフィッティングを行うと，変位推定結果の平均値が整数値に偏る傾向（文献[1]ではピクセルロックと呼んでいる）があり，推定結果の分散も大きい(2) EEC を

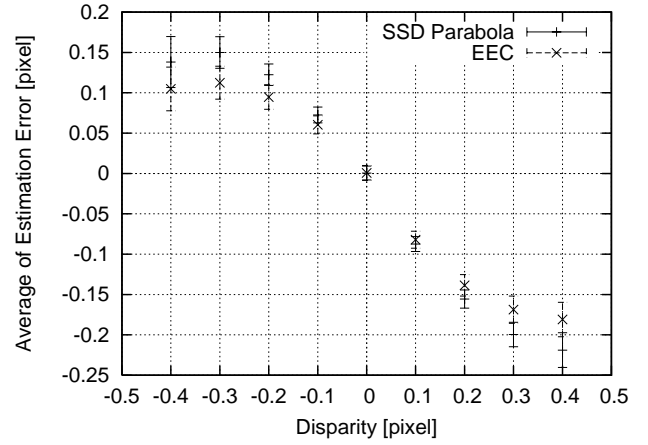


図3 既存手法でのサブピクセル推定誤差．図中の点は推定誤差の平均，縦棒が誤差の標準偏差を示す．

用いた場合はピクセルロックが解消されているが分散は依然大きい，という傾向が分かる．ここでの分散は，ウィンドウをとる位置によって変位推定誤差が変化することを示している．すなわち，推定結果には画像パターン依存性が存在している．

EEC は，変位推定誤差が画素間の中間位置（変位=0.5 画素）を中心に対称になっていることに着目しそれを打ち消す処理を行う．具体的には，比較対象の一方を 0.5 画素だけ平行移動した画像を生成し，それともう一方の画像に対して SSD パラボラフィッティングを用いて得られた結果と，もとの画像対に SSD パラボラフィッティングを適用して得られたマッチング結果の平均をとる．これによりピクセルロックが打ち消され，精度が高いサブピクセル推定結果が得られることが示されている．

しかし，EEC の処理ではマッチング画像に関する情報を利用しないため，予備実験の結果に示したような画像パターン依存性が生じている．これに対して我々は，マッチング対象の画像パターンの 2 次元空間構造に即したサブピクセル変位推定処理を行う手法を提案する．次節にその詳細を述べる．

3. 2次元空間構造を利用したサブピクセルマッチング

3.1 非対称パラボラフィッティング

提案手法では，任意の画素値をとる画像 I_1 に対して，もう一方のマッチング対象画像 I_2 の画素値は I_1 の画素値の線形補間で表せるとする．すなわち，変位 d ，マッチング位置 d_{sub} に対して $\hat{d}_{\text{sub}} = d - d_{\text{sub}}$ と定義して，

$$I_2(x+d) = \begin{cases} (1 - \hat{d}_{\text{sub}})I_1(x, y) + \hat{d}_{\text{sub}}I_1(x + 1, y), & (0 \leq \hat{d}_{\text{sub}} \leq 1.5) \\ (1 + \hat{d}_{\text{sub}})I_1(x, y) - \hat{d}_{\text{sub}}I_1(x - 1, y), & (-1.5 \leq \hat{d}_{\text{sub}} < 0) \end{cases} \quad (6)$$

と書けると仮定する．その場合に SSD を計算すると，

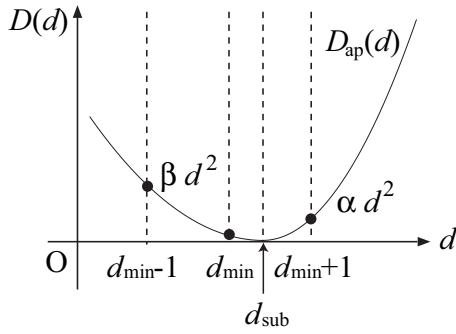


図4 非対称パラボラフィッティング

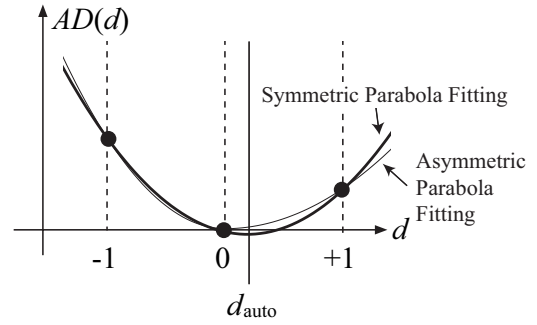


図5 マッチング位置の大きな推定

$$D_{ap}(d) = \begin{cases} \sum_{(x,y) \in W} (I_1(x,y) - I_1(x+1,y))^2 \hat{d}_{sub}^2, & (0 \leq \hat{d}_{sub} \leq 1.5) \\ \sum_{(x,y) \in W} (I_1(x-1,y) - I_1(x,y))^2 \hat{d}_{sub}^2, & (-1.5 \leq \hat{d}_{sub} < 0) \end{cases} \quad (7)$$

となる。上式はマッチング位置 ($d = d_{sub}$) を中心に非対称な放物線を示している。その係数 $\sum (I_1(x,y) - I_1(x+1,y))^2$ および $\sum (I_1(x-1,y) - I_1(x,y))^2$ はデジタル画像 I_1 の自己相関と等価であり、 I_1 のもつ空間構造を示しているといえる。この情報を利用して、サブピクセルマッチングの精度向上を図ることが、本手法の基本的アイデアとなる。以降では、式(7)を用いた提案手法を非対称パラボラフィッティングと呼び、式(3)を用いた従来手法を対称パラボラフィッティングと呼ぶ。

ここで、提案手法の前提条件を改めて整理しておく。式(6)が意味する条件は、

[条件1] マッチング対象の2枚の画像の間で、回転・拡大・縮小などの変化はなく、互いは平行移動した関係にある。

[条件2] 一方の画像の画素値は、他方の画像で最も近い位置にある2画素の画素値の線形補間で表現できる。

となる。条件1はステレオによる距離計測などを行う際には非現実的な条件であるが、本稿では2次元空間構造の利用による精度向上に焦点を絞るため条件1は成立しているものとして議論を進める。条件1を満たさない状況への対応については、最後の5.節で議論する。条件2については、後に述べる実験で示すように、条件1のみを満たすシミュレーション画像に対して非対称パラボラフィッティングを行った場合の誤差はピクセルロッキングとして現れる。ピクセルロッキングに対しては清水らによるEECを用いれば誤差を低減できる。逆に、非対称パラボラフィッティングはEECでも見られた画像パターン依存性を低減することができる。このように非対称パラボラフィッティングとEECは相補的に働き、両者を組み合わせることで高精度なサブピクセル推定が可能となる。

このように、本稿の提案手法は既存のサブピクセルマッチング手法では着目されていなかった2次元空間構造に着目し、さらなる精度向上を図るものである。以下にその詳細な処理について述べる。

3.2 1次元サブピクセルマッチング

まず、1次元のサブピクセル変位の推定アルゴリズムを示す。このアルゴリズムは提案手法の基本的アイデアを実現するもの

であり、このアルゴリズムを元に、次節で2次元のサブピクセル変位推定に拡張する。

3.2.1 アルゴリズム

マッチングを行う画像を $I_1(x)$, $I_2(x)$ 、真のサブピクセル変位を d_{sub} として $I_1(x) = I_2(x+d_{sub})$ が成立するとする。また、SSD を変位 d の関数として $D(d) = \sum (I_1(x) - I_2(x+d))^2$ とする。

ここで、画像 I_1 に対して自己相違度^(注1)

$$AD(d) = \sum_{(x,y) \in W} (I_1(x) - I_1(x+d))^2, \quad (8)$$

を定義すると、3.1節で述べたように、 $AD(1)$, $AD(-1)$ が既知であれば非対称パラボラフィッティングが可能になるため、これらをあらかじめ $I_1(x)$ から求めておく。以下では、 $\alpha = AD(1)$, $\beta = AD(-1)$ と定義する。それにより式(7)で表されるSSDの補間関数 $D_{ap}(d)$ が求まるので、整数単位のマッチング位置 d_{min} の近傍で求まる $D(d_{min}-1)$, $D(d_{min})$, $D(d_{min}+1)$ を $D_{ap}(d)$ で補間すればよい(図4)。

しかし、ここで d_{min} と真の変位 d_{sub} との大小関係が分からないことが問題になる。それによって、 d_{min} が図4の α 側か β 側かが決定するため、何らかの方法で事前に知る必要がある。

これに対し提案手法では、対称パラボラフィッティングと自己相違度を用いて大まかな推定値 d_{approx} を求め、 d_{min} と d_{sub} の大小関係を推定する。具体的な手法としては、まず、自己相違度 $AD(1)$, $AD(0) = 0$, $AD(-1)$ に対して対称パラボラフィッティングを行って放物線を最小とする d_{auto} を求める。この場合、非対称パラボラフィッティングを行えば当然 $d = 0$ で最小となるので、図5に示すように d_{auto} は非対称パラボラフィッティングの結果と対称パラボラフィッティングの結果の差を示しているといえる。そこで、2枚の画像に対して非対称パラボラフィッティングと対称パラボラフィッティングをそれぞれ適用したときの差が d_{auto} で近似できるものとして d_{approx} を求める。具体的なアルゴリズムを以下のようにする。

(1) 与えられた画像 I_1 から $\alpha = AD(1)$ および $\beta = AD(-1)$ を求める。また、 $AD(1)$, $AD(0)$, $AD(-1)$ に対して対称パラボラフィッティングを行って d_{auto} を求める。

(注1): 先に述べたとおり自己相関と本質的に同じであるが、定義式が異なるためここでは自己相違度と呼ぶ。

(2) 様々な整数値 d に対して $D(d)$ を求めて $D(d)$ を最小とする d_{\min} を得る。

(3) d_{\min} の近傍の SSD の値 $D(d_{\min} + 1)$, $D(d_{\min})$, $D(d_{\min} - 1)$ を記録する。

(4) 大まかな推定を行うために, $D(d_{\min} + 1)$, $D(d_{\min})$, $D(d_{\min} - 1)$ に対称パラボラフィッティングを適用し, $D(d)$ を最小とする d_{parabola} を推定する^(注2)。

(5) 先述の考え方にもとづき, $d_{\text{approx}} = d_{\text{parabola}} - d_{\text{auto}}$ を大まかな推定値とする。

(6) d_{approx} と d_{\min} の大小に応じて, 以下の正規化演算を行う。

$$\bar{D}(d_{\min} + 1) = D(d_{\min} + 1)/\alpha, \quad (9)$$

$$\bar{D}(d_{\min}) = \begin{cases} D(d_{\min})/\alpha & (d_{\text{approx}} \leq d_{\min}), \\ D(d_{\min})/\beta & (d_{\text{approx}} > d_{\min}), \end{cases} \quad (10)$$

$$\bar{D}(d_{\min} - 1) = D(d_{\min} - 1)/\beta, \quad (11)$$

(7) こうして得られた $\bar{D}(d_{\min} + 1)$, $\bar{D}(d_{\min})$, $\bar{D}(d_{\min} - 1)$ は対称な放物線で補間可能と考えられるので, その最小値をとる d_{est} を求め, サブピクセル変位の推定値とする。

3.2.2 予備実験

このアルゴリズムの有効性を確認するために, シミュレーションによる予備実験を行った。実験手法は 2.2 節に示した予備実験と同じである。実験では (1) 対称パラボラフィッティング (2) EEC (3) 非対称パラボラフィッティングのみ (4) EEC で対称パラボラフィッティングを使用していた部分を非対称パラボラフィッティングに置き換え, の 4 通りの手法の結果を比較した。

予備実験の結果を図 6 に示す。この図をみると以下の事項がわかる。

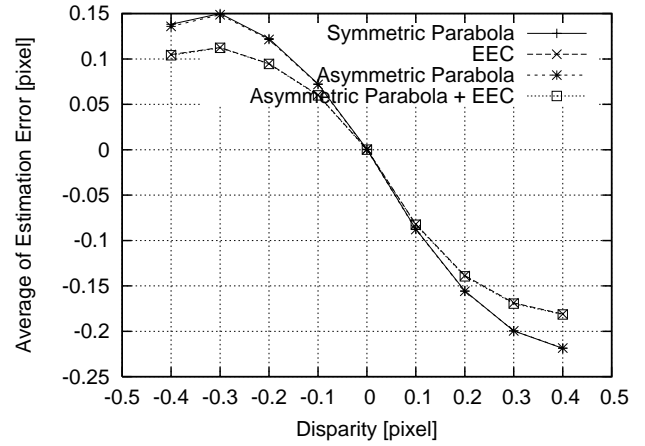
(1) EEC に比べて非対称パラボラフィッティングでは推定結果の分散が小さくなっている。

(2) 非対称パラボラフィッティングのみを用いた場合には, 推定結果の平均値が真値から離れており, ピクセルロッキング現象が強くなっている。

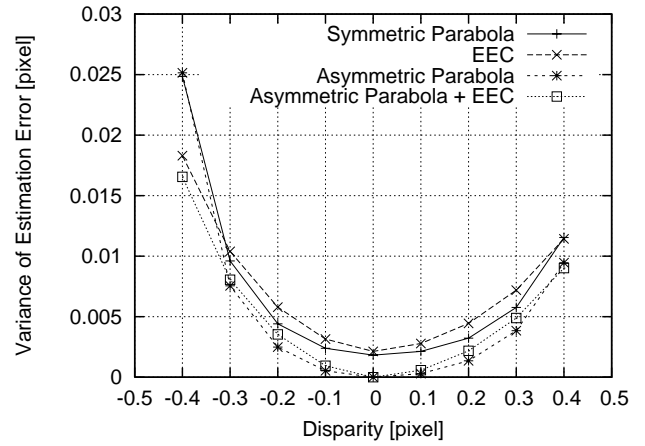
(3) 非対称パラボラフィッティングと EEC を組み合わせた場合には, 変位推定結果の平均値も真値に近く, その分散も小さくなっている。

(4) サブピクセル変位の真値 d_{sub} が -0.5 あるいは 0.5 に近づくにつれて, 変位推定の誤差の平均・分散がともに大きくなる。

(1) は, EEC で見られていた推定結果の画像パターン依存性が, 非対称パラボラフィッティングでは見られないことを示している。2次元空間構造を利用した効果であるといえる。(2) は, 3.1 節で述べた条件 2 が本実験では満たされておらず, そのためにピクセルロッキングが発生していると考えられる。ピクセルロッキングに対して効果がある EEC と提案手法を組み合わせることで精度が高くなることが (3) で示されて



(a) 推定誤差の平均値



(b) 推定誤差の分散

図 6 1次元サブピクセルマッチング手法を用いた予備実験

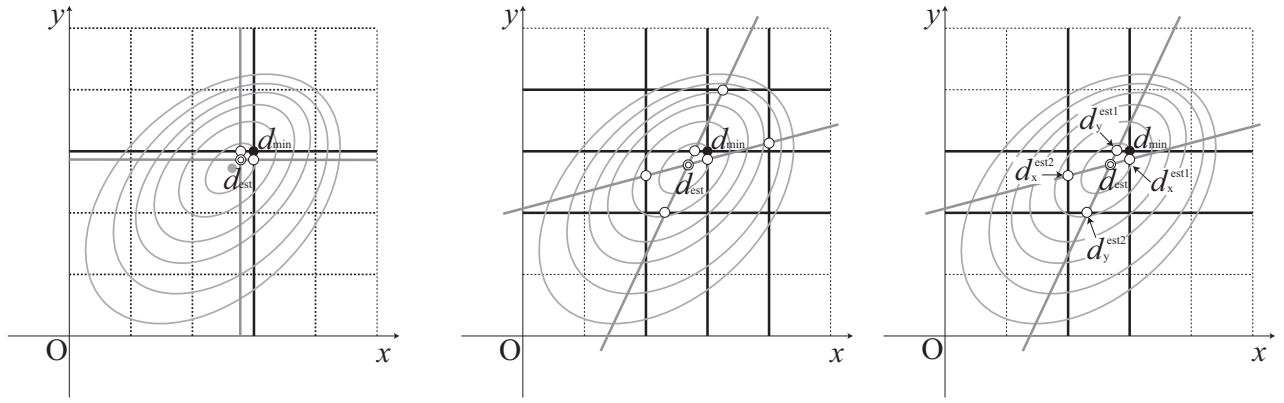
いる (4) は, \hat{d}_{sub} が 0 から離れるに従って (6) の誤差が大きくなることを示している。非対称パラボラフィッティングではマッチング位置を中心に, 最大 ± 1.5 画素離れた画素の SSD を利用して推定を行う。図 4 に示すように, \hat{d}_{sub} が 0.5 や -0.5 に近づくにつれて, マッチング位置 d_{sub} と $d_{\min} + 1$ あるいは $d_{\min} - 1$ との距離が大きくなるので, サブピクセル推定誤差も大きくなると考えられる。しかし, 予備実験の結果をみても分かるように, その誤差は従来の手法の誤差に比べて小さい。

3.3 2次元サブピクセルマッチング

前節に述べた 1次元サブピクセルマッチングを用いて, 2次元の変位を推定する手法を述べる。本節で取り上げる 3種類の 2次元サブピクセル変位推定法を図 7 に示す。図中の d_{\min} が整数変位の中で SSD が最小値をとる位置を示している。それぞれの手法で推定手順は共通しており, まず d_{\min} を求めたあと, 図中の太線上でサブピクセル推定を行う。それぞれの軸で得られたマッチング位置の推定結果を印で示す。印の点について灰色の太線で示す直線をあてはめ, その交点である d_{est} で示した点が最終的なマッチング変位 d_{est} であるとする。

図 7(a) は非常に単純な発想に基づくものであり, 画像の水平方向・垂直方向で独立にサブピクセル変位推定を行い, その結果を水平方向・垂直方向それぞれの解とするものである (以降,

(注2): d_{parabola} は解析的に求まり, $d_{\text{parabola}} = (D(d_{\min} - 1) - D(d_{\min} + 1)) / (2D(d_{\min} - 1) - 4D(d_{\min}) + 2D(d_{\min} + 1))$ と書ける [1]。



(a) 縦軸・横軸独立に行うサブピクセルマッチング (b) 2次元同時サブピクセル推定法 [8] (c) 提案手法での2次元サブピクセル推定法

図7 2次元サブピクセル推定法．楕円は SSD の値を等高線表示で示している．

この手法を2次元独立サブピクセル推定法と呼ぶ)．このような単純な手法では，図7(a)に示すように，2次元平面上でのSSDの分布形状によっては誤差が大きくなると考えられる．

これに対し，清水らは水平方向・垂直方向それぞれについてSSDが最小になる点を3点求め，それらを通る直線を探し，その交点をサブピクセル変位推定値とする手法(2次元同時サブピクセル推定法)を提案した[8]．この手法を使うと，図7(b)に示すように2次元上のマッチング位置推定精度の向上が期待される．

しかし，2次元同時サブピクセル推定法を提案手法へ適用すると，マッチング位置から離れた箇所でのSSDを利用することが問題となる．3.2.2節の予備実験の結果から分かるように，マッチング位置から離れた位置で計算されたSSDは，仮定している2次関数からの差が大きくなり，推定結果に悪影響を与える．そこで，我々はマッチング位置に近い点のSSDの値のみを利用し，提案手法により適した2次元サブピクセル変位推定を行う．具体的手法は以下のとおりである(図7(c))．

以下では，マッチング対象の画像を $I_1(x)$, $I_2(x)$ とし，SSDを変位 $d = (d_x, d_y)$ の関数として $D(d) = \sum (I_1(x) - I_2(x+d))^2$ とする．

(1) $D(d)$ を最小とする $d_{\min} = (d_x^{\min}, d_y^{\min})$ をピクセル単位で探索する．

(2) $x = d_x^{\min}$ と $y = d_y^{\min}$ の2軸で3.2節で述べた非対称パラボラフィッティングを適用し，それぞれの軸上で変位推定値 $d_x^{\text{est}1}$, $d_y^{\text{est}1}$ を得る．

(3) x 軸について， $d_x^{\min} - 1 < d_x^{\text{est}1} < d_x^{\min}$ であれば $x = d_x^{\min} - 1$, $d_x^{\min} < d_x^{\text{est}1} < d_x^{\min} + 1$ であれば $x = d_x^{\min} + 1$ でもう一度非対称パラボラフィッティングを行い，変位推定値 $d_x^{\text{est}2}$ を得る．

(4) y 軸についても同様にもう1軸の探索を行い，変位推定値 $d_y^{\text{est}2}$ を得る．

(5) $d_x^{\text{est}1}$ と $d_x^{\text{est}2}$ を結ぶ直線と， $d_y^{\text{est}1}$ と $d_y^{\text{est}2}$ を結ぶ直線の交点 $d^{\text{est}} = (d_x^{\text{est}}, d_y^{\text{est}})$ を最終的なマッチング位置として出力する．

この手法を用いることで，マッチング位置から離れることによるモデル関数からのずれの影響を抑制し，かつ2次元平面

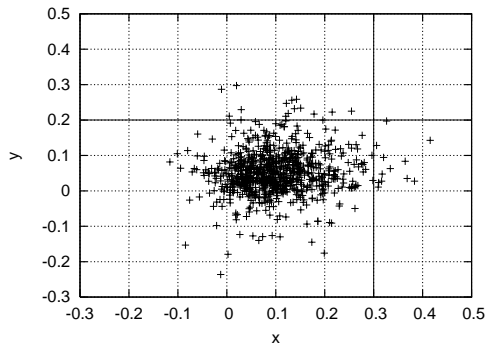
表1 2次元サブピクセル変位推定結果の定量評価

結果	誤差の平均 [画素]	誤差の分散 [画素 ²]
図8(a)	0.260	0.00477
図8(b)	0.235	0.00734
図8(c)	0.360	5.73742
図8(d)	0.222	0.00459

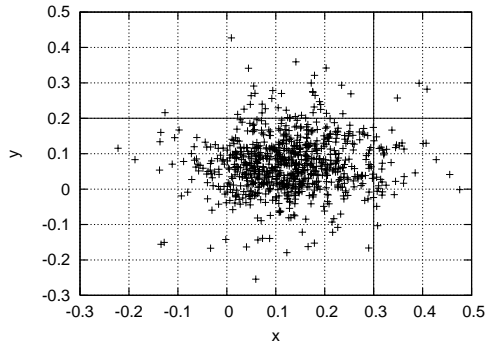
上でのSSDの分布を考慮に入れたサブピクセル変位推定が可能になると期待される．図8に，その効果を示すためのシミュレーションによる予備実験の結果を示す．

予備実験では，ここまでと同様に図2に示すランダムテクスチャを用い，シミュレーションでサブピクセル変位が既知^(注3)の低解像度画像を生成して，提案手法と比較対象の手法を適用した．図8にその結果を示す．比較対象の手法としては，(a) 1次元サブピクセル推定には対称パラボラフィッティングを用い，2次元変位の推定には2次元独立サブピクセル推定を行う方法，(b) 1次元の推定にはEECを用い，2次元変位推定には2次元同時サブピクセル推定法を用いる方法，(c) 1次元推定には非対称パラボラフィッティングとEECを用い，2次元推定には2次元同時サブピクセル推定法を用いる方法，(d) 1次元推定には非対称パラボラフィッティングとEECを用い，2次元推定には本節で述べた提案手法を用いる方法，を選んだ．画像中の様々な位置でサブピクセル推定を行い，その結果を図中の2次元グラフ上に示している．この結果の誤差(真値からの距離)の平均および分散を求めた結果を表1に示す．(a)では誤差の平均・分散がともに大きくなっているが，清水らが提案する(b)や本稿での提案手法である(d)では平均値が小さくなっている．本節で述べた2次元サブピクセル推定手法を用いずに2次元同時サブピクセル推定法を用いた(c)では平均・分散ともに顕著に大きくなっている．これはここまで述べたように2次元同時サブピクセル推定法は非対称パラボラフィッティングに適さないことを裏付ける結果になっている．最後に，(d)と(b)を比較すると非対称パラボラフィッティングに基づく(d)では(b)に比べて画像パターン依存性が少ないため分散値が小さくなっており，最良の結果が得られている．

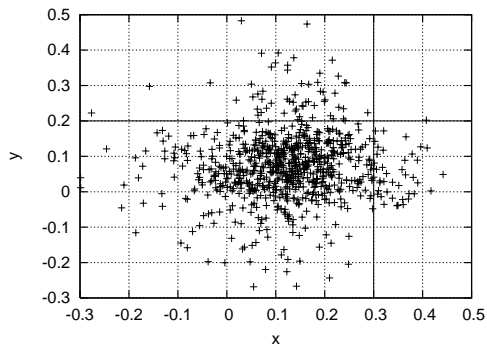
(注3): x 軸方向を0.3, y 軸方向を0.2とした．



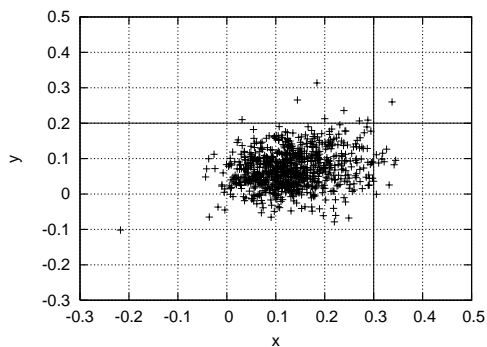
(a) 1次元：対称パラボラフィッティング
2次元：2次元独立サブピクセル推定法



(b) 1次元：EEC，2次元：2次元同時サブピクセル推定法



(c) 1次元：非対称パラボラフィッティングと EEC
2次元：2次元同時サブピクセル推定法



(d) 1次元：非対称パラボラフィッティングと EEC
2次元：提案手法

図 8 2次元サブピクセル変位推定の予備実験 ($x = 0.3, y = 0.2$ が真値)

4. 実画像による評価実験

今までの予備実験はシミュレーションによって生成した画像



図 9 実画像実験に用いた画像

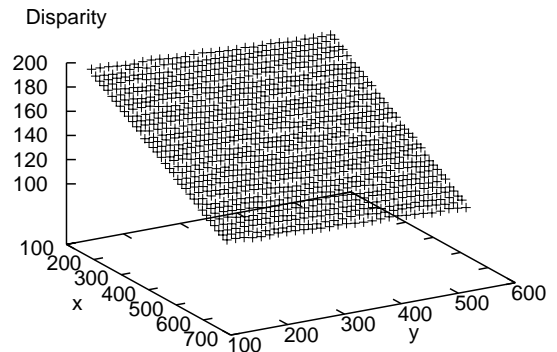


図 10 対称パラボラフィッティングによる視差推定結果

表 2 平面当てはめ結果との誤差

手法	誤差の平均	誤差の分散
対称パラボラ + 2次元独立推定	0.5163	0.1519
EEC + 2次元同時推定	0.4478	0.1141
提案手法	0.4308	0.1058

を用いたものであったので、本節では実画像による提案手法の有効性検証を行う。

実験では、平面上にランダムテクスチャを貼り、2台のキャリブレーション済みカメラで平面の画像を撮影し、平面の形状復元を行った。実験に用いた画像のサイズは 1024×768 。マッチングに用いたブロックのサイズは 15×15 である。ランダムテクスチャ上で 987 点を選び、それぞれ視差をサブピクセル単位で求めた。実験に用いた画像を図 9 に示す。図 10 は対称パラボラフィッティングによる視差推定結果を示している。この結果に対して平面当てはめを行い、平面と計測した視差との差を計算した。得られた結果を表 2 に示す。表中の提案手法とは、1次元推定に非対称パラボラフィッティングと EEC を用い、2次元推定は前節で述べた手法を適用したものである。実験結果をみると、提案手法による視差推定結果で誤差の平均・分散が共に最小になっており、実画像を用いた場合にも最も精度が高いことが確認できた。

5. むすび

本稿では、デジタル画像のもつ 2次元空間特徴を利用し、サブピクセルマッチングの高精度化を図る手法を提案した。提案手法では、画像の自己相関をその空間構造を特徴付ける尺度としてあらかじめ求めておき、それを考慮に入れた非対称パラボ

ラフィッティングを行って、マッチング位置近傍での SSD の値を補間し、サブピクセル精度での変位を推定する。

本稿で着目した SSD パラボラフィッティングの高精度化手法としては、その構造的な誤差を打ち消す働きをする演算を行う EEC が知られているが、本稿で着目している 2 次元空間特徴を考慮に入れていないため、推定結果に画像パターン依存性が見られる。それに対し、提案手法の結果は画像パターン依存性が少なく、EEC と組み合わせることで良好な推定結果が得られる。

提案手法は、マッチング対象の画像の間で、平行移動以外の変形が起こっていないという仮定を導入している。ステレオマッチングなどの応用では、画像間では回転・拡大縮小などの複雑な変形が生じているが、その問題に対する対処は本稿の提案手法のみならず、ブロックマッチングに共通の問題である。これに対する一つの解としては、画像間の様々な変換を推定し、それを正規化した画像に対して通常のブロックマッチングを行う、というものが考えられる。本稿の提案手法はこの枠組みに対してそのまま適用可能である。

また、見方を変えれば、画像間の幾何変換による空間構造の変化は、シーン中の物体とカメラの位置関係などによって決定されるものである。それらを手がかりとし、空間構造の変化を積極的に推定・利用してマッチング精度の向上につなげることも可能であると期待される。

本稿の結果により、サブピクセルマッチングにおいて画像の 2 次元空間構造を利用することの重要性・有効性が示された。我々は、サブピクセルマッチングのみならず、様々な画像解析・認識の応用において、2 次元空間構造の利用が不可欠であると考えている。今後は、この考え方に基づいた検討を継続する予定である。

謝 辞

本研究の一部は、文部科学省科学研究費補助金 13224051 および 15700154、ならびに文部科学省「知的資産の電子的な保存・活用を支援するソフトウェア技術基盤の構築」事業「大型有形・無形文化財の高精度デジタル化ソフトウェアの開発」プロジェクトの補助を受けた。

文 献

- [1] 清水, 奥富: “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, **J84-D-II**, 7, pp. 1409–1418 (2001).
- [2] M. Shimizu and M. Okutomi: “Sub-pixel estimation error cancellation on area-based matching”, *International Journal of Computer Vision*, **63**, 3, pp. 207–224 (2005).
- [3] D. Scharstein and R. Szeliski: “A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms”, *International Journal of Computer Vision*, **47**, 1-3, pp. 7–42 (2002).
- [4] M. Shimizu and M. Okutomi: “Precise sub-pixel estimation on area-based matching”, *Proc. ICCV 2001*, Vol. 1, pp. 90–97 (2001).
- [5] 清水, 矢野, 奥富: “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”, 情報処理学会論文誌: コンピュータビジョンとイメージメディア, **45**, SIG13(CVIM10), pp. 83–98 (2004).
- [6] Q. Tian and M. Huhns: “Algorithms for subpixel registration”, *CVGIP*, **35**, 2, pp. 220–233 (1986).
- [7] H. Shekarforoush, M. Berthod and J. Zerubia: “Subpixel image registration by estimating the polyphase decomposition of the cross power spectrum”, Technical Report RR-2707, INRIA (1995).
- [8] 清水, 奥富: “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, **J87-D-II**, 2, pp. 554–564 (2004).