画像の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　斉[†a)]（正員）　鷲見　和彦[††]（正員）
松山　隆司[††]（正員）

Accurate Sub-Pixel Matching Using Spatial Structure of Images

Hitoshi HABE[†a)], Kazuhiko SUMI[††], and Takashi MATSUYAMA[††], *Members*

[†] 京都大学大学院工学研究科，京都市
Graduate School of Engineering, Kyoto University, Yoshida-Hommachi, Sakyo-ku, Kyoto-shi, 606–8501 Japan
[††] 京都大学大学院情報学研究科，京都市
Graduate School of Informatics, Kyoto University, Yoshida-Hommachi, Sakyo-ku, Kyoto-shi, 606–8501 Japan
a) E-mail: habe@media.kyoto-u.ac.jp

あらまし　2 枚のディジタル画像の変位をサブピクセル精度で得るために様々な手法が用いられている．ここではブロック間の相違度を補間して変位を推定する手法を取り上げ，マッチング対象画像の空間構造に着目することでその精度を向上する手法を提案する．

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

1. まえがき

ディジタル画像のマッチングは，画像の位置合せ，ステレオ画像からの三次元形状計測などに応用可能な，視覚情報処理の基本処理の一つである [1]．精密画像計測や超解像処理のために，画素の分解能以上の精度での変位推定（サブピクセルマッチング）を行う手法が提案されている [2]〜[4]．

本論文では，画素単位に求まった画像間の相違度を補間し，サブピクセル精度での変位を推定する手法（相違度補間法）を取り上げる．この手法は計算が非常に簡便であるため広く用いられているが，単純な計算では誤差が大きくなる．誤差は，真値からの「偏り」と「分散」で特徴づけることができ，本論文ではこのうち分散を低減させる手法を提案する．具体的には，従来は一律な関数を用いて相違度を補間していたのに対し，マッチング位置（相違度が極小となる点）付近の空間構造に応じて補間関数を変化させ，分散の低減を図る．

誤差の偏りについては，清水らによる EEC（Estimation Error Cancel method）[5], [6] 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 [7]．**4.** に示すように，本論文の提案手法は EEC と相補的に働き，最終的に精度向上が実現されている．

2. SSD パラボラフィッティング

サブピクセルマッチング手法には様々なものが提案されている [2]〜[4] が，ここでは相違度補間法に着目する．この手法に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がある．

相違度補間法には相違度評価値と補間関数の選び方でいくつかの種類があるが，ここでは SSD（Sum of Squared Difference）と放物線の組合せによってサブピクセル精度の真の変位 $d_{\rm sub}$ を推定する手法（以下，SSD パラボラフィッティング法と呼ぶ）を取り上げる(注1)．その処理は以下のようになる（図 1）．なお，本論文で提案する手法は一次元のマッチングに着目したものであるため，以降の議論では x 方向の一次元の変位を考え y の項は省略する．

（1）　比較対象の画像 $I_1(x)$，$I_2(x)$ との間で，変位 d に対する SSD を下式で定義する．

$$D(d) = \sum_{x \in W} \left(I_1(x) - I_2(x+d)\right)^2 . \tag{1}$$

ここで W は SSD を計算するウィンドウを示す．

（2）　$D(d)$ を最小とする $d_{\rm min}$（整数値）を求め，更に $D(d_{\rm min}-1)$，$D(d_{\rm min})$，$D(d_{\rm min}+1)$ を求める．

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

この手法では $D(d)$ が $[d_{\rm min}-1, d_{\rm min}+1]$ 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

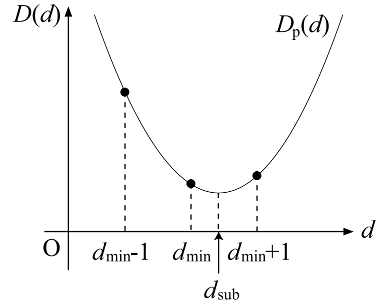


図 1　SSD パラボラフィッティング法
Fig. 1　SSD-parabola fitting.

(注1)：ほかに SAD（Sum of Absolute Difference）と折れ線の組合せなどがあるが，本論文で述べる考え方はそれらにもそのまま適用可能である．

なる．この仮定が成立するための条件を以下で考える．

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

$$I_1(x) = I_2(x + d_{\mathrm{sub}}), \tag{2}$$

が成立する．仮定より d_{sub} の近傍で SSD が，

$$D_{\mathrm{p}}(d) = A(d - d_{\mathrm{sub}})^2, \tag{3}$$

と書けるとする．ここで A は定数であり，$d_{\min} \in [d_{\mathrm{sub}} - 0.5,\, d_{\mathrm{sub}} + 0.5]$ であるので，$d \in [d_{\min} - 1,\, d_{\min} + 1]$ すなわち $d \in [d_{\mathrm{sub}} - 1.5,\, d_{\mathrm{sub}} + 1.5]$ の範囲で式 (3) が成立しなければならない．式 (3) が成立するための一つの十分条件としては，定数を K として

$$I_1(x) - I_2(x + d) = K(d - d_{\mathrm{sub}}), \tag{4}$$

が挙げられる．

式 (4) で $d = d_{\mathrm{sub}} + 1$ として K を求め，式 (2) を用いて整理すれば下式が得られる．

$$\begin{aligned} &I_2(x + d) \\ &\quad = I_1(x) - (I_1(x) - I_1(x+1))\,(d - d_{\mathrm{sub}})\,. \end{aligned} \tag{5}$$

これは，画素値 $I_2(x + d)$ が d の変化に対して傾き一定の直線上を変化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り，非常に特殊なケースといえる．

式 (4) は十分条件の一つであり，ほかにも式 (3) が成立する場合が考えられるが，任意の画像で成立するわけではない．マッチングを行う画像と式 (3) とのギャップが SSD パラボラフィッティングでの誤差につながる．

3. 空間構造を利用したサブピクセルマッチング

これに対し，提案手法では SSD の値がマッチング位置を中心に非対称に変化するとしてマッチング位置の推定を行う．以下，提案手法を非対称パラボラフィッティングと呼ぶ．

3.1 非対称パラボラフィッティング

非対称パラボラフィッティングでは，下式に示す D_{ap} でマッチング位置近傍の SSD の変化が表されるとする（図 2）．

$$D_{\mathrm{ap}}(d) = \begin{cases} \alpha \hat{d}_{\mathrm{sub}}^2, & \left(0 \le \hat{d}_{\mathrm{sub}} \le 1.5\right) \\ \beta \hat{d}_{\mathrm{sub}}^2, & \left(-1.5 \le \hat{d}_{\mathrm{sub}} < 0\right) \end{cases} \tag{6}$$

ここで，変位を d とし，マッチング位置 d_{sub} に対して $\hat{d}_{\mathrm{sub}} = d - d_{\mathrm{sub}}$ とおいている．このとき，前章と同様に画像 I_2 をもう一方の画像 I_1 で表すと，

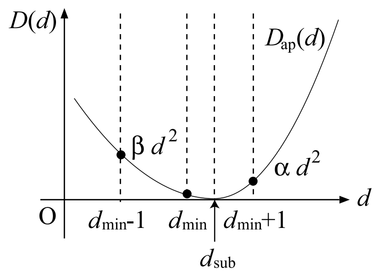


図 2　非対称パラボラフィッティング
Fig. 2　Assymetric parabola fitting.

$$I_2(x + d) = \begin{cases} (1-\hat{d}_{\mathrm{sub}}) I_1(x) + \hat{d}_{\mathrm{sub}} I_1(x+1), \\ \hfill \left(0 \le \hat{d}_{\mathrm{sub}} \le 1.5\right) \\ (1+\hat{d}_{\mathrm{sub}}) I_1(x) - \hat{d}_{\mathrm{sub}} I_1(x-1), \\ \hfill \left(-1.5 \le \hat{d}_{\mathrm{sub}} < 0\right) \end{cases} \tag{7}$$

となり，これより直ちに式 (6) の係数が，

$$\alpha = \sum_{x \in W} (I_1(x) - I_1(x+1))^2 \tag{8}$$

$$\beta = \sum_{x \in W} (I_1(x-1) - I_1(x))^2 \tag{9}$$

と求まる．α 及び β は画像 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．提案手法では，この α，β を位置 x に応じて定めることで誤差の分散を低減させる．

ここで非対称パラボラフィッティングの前提条件や考え方を改めて整理する．式 (7) が意味する条件は，

［条件 1］　マッチング対象画像の間で，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対応する 2 画素の画素値の線形補間で表現できる．

となる．条件 1 は視差がある 2 台のカメラから撮影した場合には厳密には成立しないが，本論文では二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 2 については，条件 2 を満たさないシミュレーション画像に非対称パラボラフィッティングを用いた場合でも，誤差の分散が低減できることが後の実験で示されている．誤差の偏りについては提案手法の効果は見られないが，清水らによる EEC によって偏りは低減できる．

つまり，条件 2 を導入することによって誤差の偏りが生じるが，それに対しては EEC が有効に働く．すなわち，EEC と非対称パラボラフィッティングは相補的に働き，最終的に高い精度が得られる．

3.2 一次元サブピクセルマッチングアルゴリズム

以下では，非対称パラボラフィッティングの詳細を述べる．本論文では一次元のサブピクセル変位の推定アルゴリズムを提案するが，例えば清水らによる二次元同時サブピクセル推定法 [8] のような，二次元の変位推定を行うための手法と容易に組み合わせることができる．

2. と同様，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 $d_{\rm sub}$ として $I_1(x) = I_2(x + d_{\rm sub})$ 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2)

$$AD(d) = \sum_{x \in W} (I_1(x) - I_1(x + d))^2, \tag{10}$$

を定義すると，式 (8)，(9) から $\alpha = AD(1)$，$\beta = AD(-1)$ となる．これらをあらかじめ $I_1(x)$ から求めておく．それにより式 (6) で表される SSD の補間関数 $D\mathrm{ap}(d)$ が求まるので，整数単位のマッチング位置 $d_{\rm min}$ の近傍で求まる $D(d_{\rm min} - 1)$，$D(d_{\rm min})$，$D(d_{\rm min} + 1)$ を $D\mathrm{ap}(d)$ で補間すればよい（図 2）．

ここで，補間を行うためには $d_{\rm min}$ が図 2 の α 側か β 側か，つまり，$d_{\rm min}$ と真の変位 $d_{\rm sub}$ との大小関係を知らなくてはならない．

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 $d_{\rm approx}$ を求め，$d_{\rm min}$ と $d_{\rm sub}$ 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 $AD(1)$，$AD(0)$，$AD(-1)$ 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 $d_{\rm auto}$ 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 3 に示すように $d_{\rm auto}$ 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 $d_{\rm auto}$ で近似できるものとして $d_{\rm approx}$ を求める．具体的なアルゴリズムは以下のようになる．

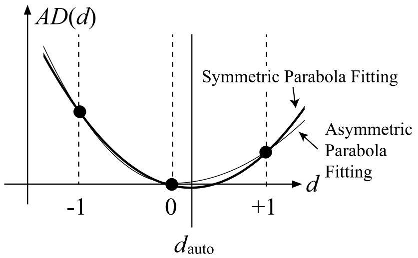


図 3 マッチング位置の大まかな推定
Fig. 3 Pre-estimation process.

（1） 与えられた画像 I_1 から $AD(1)$ 及び $AD(-1)$ 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 $d_{\rm auto}$ を求める．

（2） $D(d)$ を最小とする整数値 $d_{\rm min}$ を得る．

（3） $d_{\rm min}$ の近傍の SSD の値 $D(d_{\rm min} + 1)$，$D(d_{\rm min})$，$D(d_{\rm min} - 1)$ を求める．

（4） $D(d_{\rm min}+1)$，$D(d_{\rm min})$，$D(d_{\rm min} - 1)$ 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 $d_{\rm parabola}$ を推定する(注3)．

（5） 先述の考え方に基づき，$d_{\rm approx} = d_{\rm parabola} - d_{\rm auto}$ を大まかな推定値とする．

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

$$\overline{D}(d_{\rm min} + 1) = D(d_{\rm min} + 1)/AD(1), \tag{11}$$

$$\overline{D}(d_{\rm min}) = \begin{cases} D(d_{\rm min})/AD(1) & (d_{\rm aprrox} \leq d_{\rm min}), \\ D(d_{\rm min})/AD(-1) & (d_{\rm aprrox} > d_{\rm min}), \end{cases} \tag{12}$$

$$\overline{D}(d_{\rm min} - 1) = D(d_{\rm min} - 1)/AD(-1). \tag{13}$$

（7） こうして得られた $\overline{D}(d_{\rm min} + 1)$，$\overline{D}(d_{\rm min})$，$\overline{D}(d_{\rm min} - 1)$ 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 $d_{\rm est}$ を求め，サブピクセル変位の推定値とする．

4. 評 価 実 験

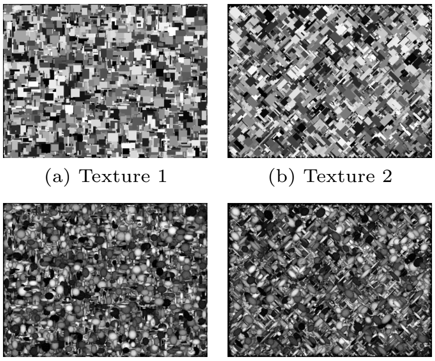
ここまでに述べた提案手法の有効性を検証する評価実験について述べる．

4.1 シミュレーションによる実験

まず，本手法の有効性及びその有効範囲を明確にするためにシミュレーション実験を行った．シミュレーションでは，図 4 に示すランダムテクスチャを準備し，

(注2)：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．

(注3)：$d_{\rm parabola}$ は解析的に求まり，$d_{\rm parabola} = (D(d_{\rm min} - 1) - D(d_{\rm min} + 1))/(2D(d_{\rm min} - 1) - 4D(d_{\rm min}) + 2D(d_{\rm min} + 1))$ と書ける [4]．



(a) Texture 1　(b) Texture 2

(c) Texture 3　(d) Texture 4

図 4　ランダムテクスチャ
Fig. 4　Random texures.

これをダウンサンプリングしてサブピクセル変位だけ平行移動した 2 枚の画像を得る．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込みをとって処理対象の低解像度画像を得た．この低解像度画像は，**3. 1** で述べた条件 1 のみを満たし，条件 2 は満たさないといえる．また，図 4 の Texture 2，4 はそれぞれ Texture 1，3 を 45 度回転させたようなテクスチャ分布になっている．

4. 1. 1　一次元サブピクセルマッチング

3. 2 で示した一次元サブピクセルマッチング手法の評価を行う．比較対象としたのは，(a) 対称パラボラフィッティング，(b) EEC，(c) 非対称パラボラフィッティング，(d) 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たもの，の 4 通りの手法である．

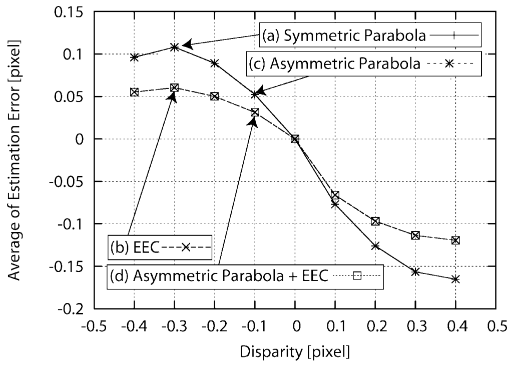
図 4 に示した 4 種類のテクスチャを用い実験を行ったが，Texture 3 の結果を図 5 に示す．他のテクスチャでも同じような傾向を示しており，以下の事項が分かる．

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

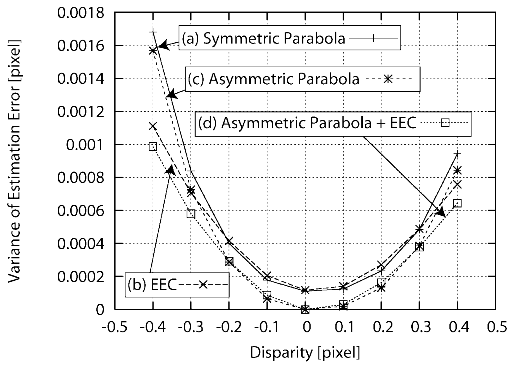
（2） 非対称パラボラフィッティングのみを用いた場合には，推定結果の平均値が真値から離れており，推定結果に偏りが見られる．

（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，変位推定誤差の平均・分散がともに大きくなる．



(a) Average of estimation error



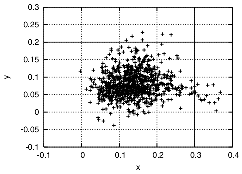
(b) Variance of estimation error

図 5　一次元サブピクセルマッチング手法の評価
Fig. 5　Evaluation of 1D sub-pixel matching.

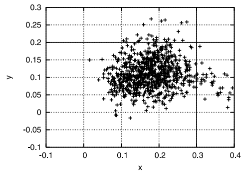
（1）は，EEC で見られる推定誤差の分散が，二次元空間構造を利用したために非対称パラボラフィッティングでは見られないことを示している．（2）は，**3. 1** で述べた条件 2 が本実験では満たされていないため，非対称パラボラフィッティングでは誤差の偏りが見られることを示している．誤差の偏りに対して効果がある EEC と提案手法を組み合わせることで精度が高くなることが（3）で示されている．（4）は，$\hat{d}_{\mathrm{sub}}$ が 0 から離れるに従い式 (7) の誤差が大きくなることを示している．非対称パラボラフィッティングではマッチング位置を中心に，最大 ± 1.5 画素離れた画素の SSD を利用して推定を行う．図 2 に示すように，$\hat{d}_{\mathrm{sub}}$ 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，その誤差は従来の手法の誤差に比べて小さい．

4. 1. 2　二次元サブピクセルマッチング

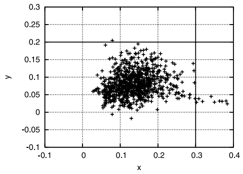
次いで二次元の変位推定実験を行った．サブピクセ



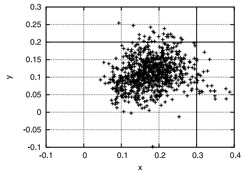
(a) Symmetric parabola



(b) EEC



(c) Asymmetric parabola



(d) Asymm. para. + EEC

図 6 二次元サブピクセルマッチング手法の評価（$x = 0.3$, $y = 0.2$ が真値）
Fig. 6 Evaluation of 2D sub-pixel mathing.

表 1 二次元サブピクセルマッチングの誤差
Table 1 Estimation error of 2D sub-pixel matching.

Estimation Method	Average	Variance
(a) Symm. parabola	0.2008	0.0051
(b) EEC	0.1500	0.0059
(c) Asymm. parabola	0.1997	0.0043
(d) Asymm. parabola + EEC	0.1484	0.0055

ル変位の真値を，x 軸方向を 0.3，y 軸方向を 0.2 として生成した低解像度画像対を生成し，提案手法と比較対象の手法を適用した．

3.2 の冒頭で述べたように，提案手法は一次元の変位を推定するものであるが，その結果をもとに二次元の変位推定を行えば，二次元の変位推定精度も向上できると期待される．ここでは，二次元変位推定法として，清水らによる二次元同時サブピクセル推定法 [8] を採用し，**4.1.1** で比較を行った 4 種類の一次元変位推定法と組み合わせて評価を行った．すなわち，(a) 対称パラボラフィッティング，(b) EEC，(c) 非対称パラボラフィッティング，(d) 非対称パラボラフィッティングと EEC の組合せ，の 4 種類である．

Texture 1 に対して，画像中の様々な位置でサブピクセル推定を行った結果を図 6 の二次元グラフ上に示す．更に，この結果の誤差（真値からの距離）の平均及び，推定結果の分散を求めた結果を表 1 に示す．この結果からは，一次元の場合と同様の傾向が見てとれる．すなわち，(a) の対称パラボラフィッティングに比べて，(c) の非対称パラボラフィッティングを用いることで誤差の分散が小さくなっており，(a) に比べて (b) の EEC を用いた場合では平均値が小さくなっている．

図 7 実画像実験に用いたステレオ画像
Fig. 7 Stereo images.

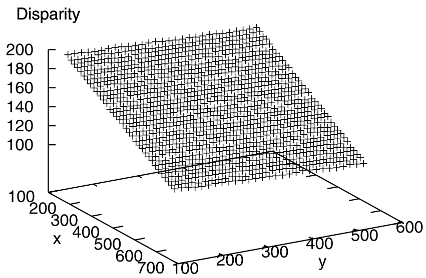


図 8 視差推定結果の例
Fig. 8 Estimation result of dispality.

表 2 平面当てはめ結果との誤差
Table 2 Estimation error of streo matching.

Estimation Method	Average	Variance
(a) Symm. parabola	0.4481	0.1148
(b) EEC	0.4438	0.1129
(c) Asymm. parabola	0.4272	0.1051
(d) Asymm. parabola + EEC	0.4209	0.1020

(b) と (d) を比べると，非対称パラボラフィッティングを組み合わせた (d) の方が分散が小さくなっている．

4.2 実画像による実験

最後に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 7 に示す．図 8 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．ここで比較対象としたものも **4.1.2** と同じ 4 種類の方法である．表 2 を見ると，実画像の場合でも今までの実験結果と同様，(a) 対称パラボラフィッティングに比べて，(b) EEC を用いることで誤差の平均が減少し，(c) 非対称パラボラフィッティングを用いることで

誤差の分散が減少している．両者を組み合わせた (d) が平均・分散ともに最小の最良の結果となっている．

5. むすび

本論文では，ディジタル画像のもつ空間特徴を利用し，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づ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．

本論文で着目した SSD パラボラフィッティングの高精度化手法としては，誤差の偏りを打ち消す働きをする演算を行う EEC が知られているが，本論文で着目している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．

今後の課題としては，拡大・縮小などの変形が起こっている場合に対応するために，そのような状況での自己相関と画像間の相違度との関係を明らかにすることなどが挙げられる．

謝辞 本研究の一部は，文部科学省科学研究費補助金 13224051，並びに文部科学省「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] D. Scharstein and R. Szeliski, “A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms,” Int. J. Comput. Vis., vol.47, no.1-3, pp.7–42, 2002.

[2] Q. Tian and M. Huhns, “Algorithms for subpixel registration,” Comput. Vis. Graph. Image Process., vol.35, no.2, pp.220–233, 1986.

[3] 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.

[4] V. Dvornychenko, “Bounds on (deterministic) correlation functions with applications to registration,” IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol.5, no.2, pp.206–213, 1983.

[5] 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，” 信学論（D-II），vol.J84-D-II, no.7, pp.1409–1418, July 2001.

[6] M. Shimizu and M. Okutomi, “Sub-pixel estimation error cancellation on area-based matching,” Int. J. Comput. Vis., vol.63, no.3, pp.207–224, 2005.

[7] 清水雅夫，矢野高宏，奥富正敏，“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，” 情処学論：コンピュータビジョンとイメージメディア，vol.45, SIG13 (CVIM10), pp.83–98, 2004.

[8] 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，” 信学論（D-II），vol.J87-D-II, no.2, pp.554–564, Feb. 2004.

（平成 17 年 8 月 31 日受付，9 月 27 日再受付）