計測自動制御学会東北支部 第218回研究集会 (2004.10.9)
資料番号 218-15

位相限定相関法に基づくサブピクセル画像マッチングの高性能化

Improving Performance for Subpixel Image Matching Based on Phase-Only Correlation

○長嶋 聖*，青木 孝文*，樋口 龍雄**，小林 孝次***

○Sei Nagashima*, Takafumi Aoki*, Tatsuo Higuchi**, Koji Kobayashi***

*東北大学大学院情報科学研究科, **東北工業大学工学部, ***株式会社山武

* Graduate School of Information Sciences, Tohoku University,
** Faculty of Engineering, Tohoku Institute of Technology,
*** Yamatake Corporation

キーワード： 位相限定相関関数 (Phase-Only Correlation Function: POC Function),
相関ピーク，ピーク評価式 (Peak Evaluation Formula: PEF)

連絡先： 〒980-8579 仙台市青葉区荒巻字青葉6-6-05 東北大学大学院情報科学研究科 青木研究室
長嶋 聖，Tel.: (022)217-7169，Fax.: (022)263-9308，E-mail: nagasima@aoki.ecei.tohoku.ac.jp

---

1. まえがき

画像の高精度なマッチングは，コンピュータビジョン，リモートセンシングなどの分野において重要な基本処理である．これまで，各種相関関数を用いる方法，フーリエ変換を利用する方法，特徴点のマッチングに基づく方法など様々な画像マッチング手法が提案されている[1, 2]．特に，サブピクセルレベルの高精度な移動量検出を可能にする画像マッチング手法として，近年，位相限定相関関数 (Phase-Only Correlation Function)[1] に基づく手法が研究されている[3]．

筆者らの研究グループにおいても，これまでに位相限定相関関数に基づく画像マッチング手法に関する組織的な研究開発を行い[4, 5]，ディジタル信号処理の立場から位相限定相関関数を定式化するとともに，画像の高周波成分に含まれるノイズを考慮した相関ピークモデルを用いることにより，従来の手法と比較して極めて高精度な移動量検出が可能であることを実験を通して明らかにしている[5, 6]．位相限定相関関数を用いた画像マッチングでは，非線形関数で与えられる相関ピークモデルを実データに対してフィッティングすることで，相関ピークの座標（画像の平行移動量に対応）を推定している．しかしながら，非線形関数のフィッティングには，繰り返し計算に基づく最適化計算を必要とし，計算コストがかかるという問題があげられる．

これに対して本稿では，繰り返し計算を用いず

[1] 一般的には，位相相関関数 (Phase Correlation Function) と呼ばれることも多い．

に，実データから直接的に相関ピーク座標を求める，ピーク評価式 (Peak Evaluation Formula: PEF) を提案する．提案する PEF を用いることで，画像の平行移動量推定において，高精度化と高速化が達成できることを実験を通して明らかにする．

2. 位相限定相関法に基づく画像マッチング

本章では，位相限定相関関数の定義と微小に位置ずれした同一画像間の位相限定相関関数のモデルを導出する．

大きさ $N_1 \times N_2$ の 2 つの画像信号を $f(n_1, n_2)$ と $g(n_1, n_2)$ とする．ただし，定式化の便宜上，離散空間のインデックスを $n_1 = -M_1, \cdots, M_1$ および $n_2 = -M_2, \cdots, M_2$ とし，画像信号の大きさを $N_1 = 2M_1 + 1$ および $N_2 = 2M_2 + 1$ とする[2]．これらの画像信号の 2 次元離散フーリエ変換（以下では 2 次元 DFT と呼ぶ）をそれぞれ $F(k_1, k_2)$ および $G(k_1, k_2)$ として次式で与える．

$$
\begin{aligned}
F(k_1,k_2) &= \sum_{n_1 n_2} f(n_1,n_2) W_{N_1}^{k_1 n_1} W_{N_2}^{k_2 n_2} \\
&= A_F(k_1,k_2) e^{j\theta_F(k_1,k_2)} \qquad (1) \\
G(k_1,k_2) &= \sum_{n_1 n_2} g(n_1,n_2) W_{N_1}^{k_1 n_1} W_{N_2}^{k_2 n_2} \\
&= A_G(k_1,k_2) e^{j\theta_G(k_1,k_2)} \qquad (2)
\end{aligned}
$$

ただし，$k_1 = -M_1, \cdots, M_1$，$k_2 = -M_2, \cdots, M_2$，$W_{N_1} = e^{-j\frac{2\pi}{N_1}}$，$W_{N_2} = e^{-j\frac{2\pi}{N_2}}$ であり，$\sum_{n_1 n_2}$ は $\sum_{n_1=-M_1}^{M_1} \sum_{n_2=-M_2}^{M_2}$ を意味する．ここで，$A_F(k_1, k_2)$ および $A_G(k_1, k_2)$ は，それぞれ画像信号 $f(n_1, n_2)$ および $g(n_1, n_2)$ の振幅成分，$e^{j\theta_F(k_1,k_2)}$ および $e^{j\theta_G(k_1,k_2)}$ はそれぞれの信号の位相成分である．このとき，位相限定合成$\hat{R}(k_1, k_2)$は次のように定義される．

$$
\begin{aligned}
\hat{R}(k_1,k_2) &= \frac{F(k_1,k_2)\overline{G(k_1,k_2)}}{|F(k_1,k_2)\overline{G(k_1,k_2)}|} \\
&= e^{j\theta(k_1,k_2)} \qquad (3)
\end{aligned}
$$

[2] 本稿では，画像サイズが奇数であることを仮定して定式化を行っているが，偶数点の場合にも容易に拡張可能である．

ここで，$\overline{G(k_1, k_2)}$ は $G(k_1, k_2)$ の複素共役である．また，$\theta(k_1, k_2) = \theta_F(k_1, k_2) - \theta_G(k_1, k_2)$ である．位相限定相関関数 $\hat{r}(n_1, n_2)$ は $\hat{R}(k_1, k_2)$ の 2 次元逆離散フーリエ変換（以下では 2 次元 IDFT と呼ぶ）として，次のように表される．

$$
\begin{aligned}
&\hat{r}(n_1,n_2) \\
&\quad = \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{k_1 k_2} \hat{R}(k_1,k_2) W_{N_1}^{-k_1 n_1} W_{N_2}^{-k_2 n_2} \qquad (4)
\end{aligned}
$$

ただし，$\sum_{k_1 k_2}$ は $\sum_{k_1=-M_1}^{M_1} \sum_{k_2=-M_2}^{M_2}$ を意味する．

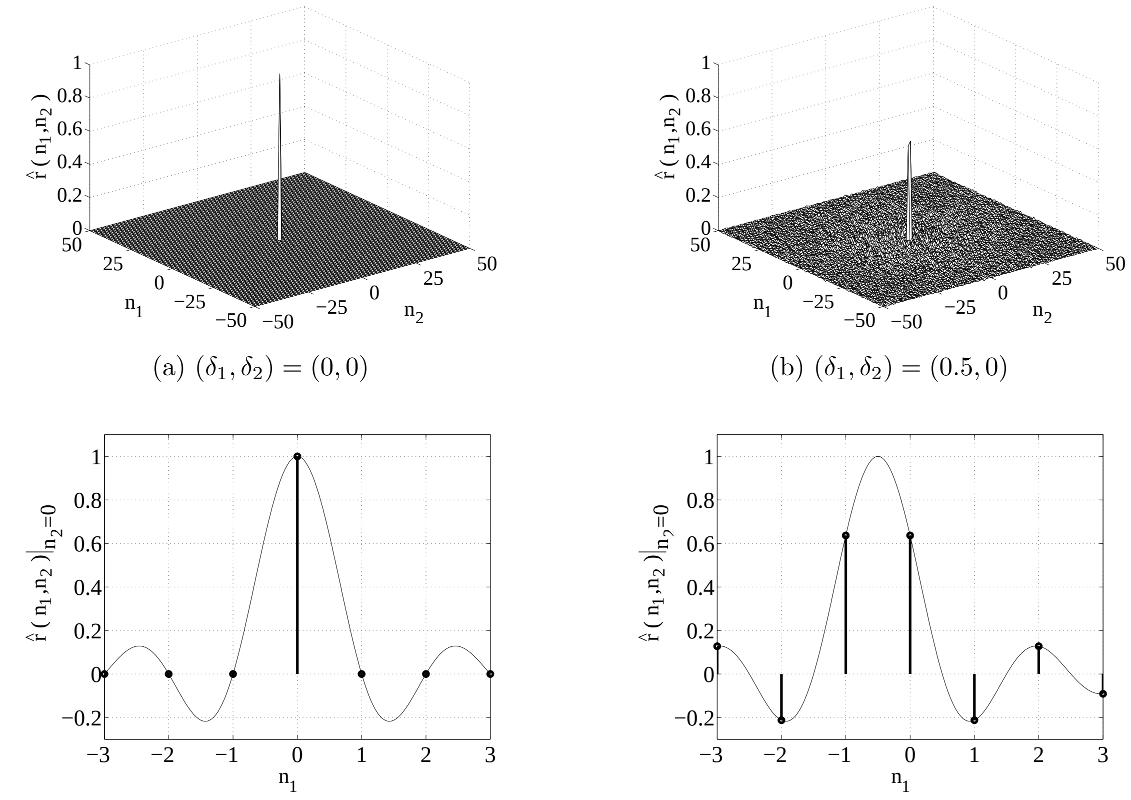
次に連続空間で定義された 2 次元画像 $s_c(x_1, x_2)$ を考える．ここで x_1 および x_2 は実数である．いま，δ_1 および δ_2 をそれぞれx_1 および x_2 方向に関する微小移動量を表す実数とすると，連続空間で$s_c(x_1, x_2)$ を δ_1 および δ_2 だけ微小シフトした画像は$s_c(x_1 - \delta_1, x_2 - \delta_2)$ と表現できる．これらの連続空間画像$s_c(x_1, x_2)$ および $s_c(x_1 - \delta_1, x_2 - \delta_2)$ を標本化間隔 T_1 とT_2 で標本化した離散空間2次元画像をそれぞれ $f(n_1, n_2)$ と $g(n_1, n_2)$ とし，次式で定義する．

$$
\begin{aligned}
f(n_1,n_2) &= s_c(x_1,x_2)\big|_{x_1=n_1T_1, x_2=n_2T_2} \\
g(n_1,n_2) &= s_c(x_1-\delta_1,x_2-\delta_2)\big|_{x_1=n_1T_1, x_2=n_2T_2}
\end{aligned}
$$

ただし，$n_1 = -M_1, \cdots, M_1$，$n_2 = -M_2, \cdots, M_2$ とする．このとき，離散空間で定義される画像 $f(n_1, n_2)$ および $g(n_1, n_2)$ に関する位相限定相関関数は次式で与えられる[5)]．

$$
\begin{aligned}
&\hat{r}(n_1,n_2) \\
&\quad \simeq \frac{\alpha}{N_1 N_2} \frac{\sin\{\pi(n_1+\delta_1)\}}{\sin\{\frac{\pi}{N_1}(n_1+\delta_1)\}} \frac{\sin\{\pi(n_2+\delta_2)\}}{\sin\{\frac{\pi}{N_2}(n_2+\delta_2)\}} \qquad (5)
\end{aligned}
$$

ここで，$\alpha = 1$ である．上式は，同一の画像において互いに微小位置ずれ δ_1 および δ_2 を持つときの位相限定相関関数の一般形を示している．また，相関ピーク座標が 2 枚の画像間の移動量に対応していることが分かる．Fig. 1 は $(\delta_1, \delta_2) = (0, 0)$，$(\delta_1, \delta_2) = (0.5, 0)$ のときの位相限定相関関数を



(a) $(\delta_1, \delta_2) = (0, 0)$

(b) $(\delta_1, \delta_2) = (0.5, 0)$

(c) 上図 (a) のピーク近傍の拡大図 $(n_2 = 0)$

(d) 上図 (b) のピーク近傍の拡大図 $(n_2 = 0)$

Fig. 1　位相限定相関関数 $\hat{r}(n_1, n_2)$ の 3 次元および 2 次元プロット.

それぞれプロットしたものであり，黒い点は 2 次元 DFT/IDFT によって計算された$\hat{r}(n_1, n_2)$ の離散データ点を示している．実際の画像マッチングにおいては，異なるタイミングで撮影された 2 枚の画像が理想的に同一の画像をシフトしたものであることはほとんどなく，種々の外的要因による変化が加わるために，位相限定相関関数のピークの値が 1 以下に減少することが実験で確かめられている．α はこのような画像の微小変化による相関ピークの減少を考慮するために導入されたパラメータであり，実際には $\alpha \leqq 1$となる．

式(5)は画像サイズN_1，N_2が大きい時に以下の式で近似することが可能である．

$$\hat{r}(n_1, n_2) \simeq \alpha \cdot \frac{\sin\{\pi(n_1 + \delta_1)\}}{\pi(n_1 + \delta_1)} \frac{\sin\{\pi(n_2 + \delta_2)\}}{\pi(n_2 + \delta_2)} \quad (6)$$

以下では，位相限定相関関数の相関ピークモデルを利用した画像マッチングにおいて重要となる高精度化の手法について述べる．

(i) 相関ピーク座標の高精度推定

2 枚の画像 $f(n_1, n_2)$ および $g(n_1, n_2)$ の位相限定相関関数を計算することによってデータ配列 $\hat{r}(n_1, n_2)$ が得られる．$\hat{r}(n_1, n_2)$は，$n_1 = -M_1, \cdots, M_1$ および$n_2 = -M_2, \cdots, M_2$ の離散点のみで得られるデータである．このとき，式(5)で与えられる相関ピークモデルを実データにフィッティングすることで，ピクセルの間に存在する真のピーク座標 (δ_1, δ_2) を推定することが可能である．Fig. 2 (b) は相関ピーク近傍に対して式(5) をフィッティングしている様子を表している．

(ii) 窓関数による画像端の影響の低減

2 次元DFTは取り扱う画像が画像端で循環することを仮定しているため，画像端に本来は存在しないはずの不連続性が現れる．この不連続性の影響を低減するために，入力画像 $f(n_1, n_2)$ および $g(n_1, n_2)$ に窓関数を乗じる．本稿では，次式で定

義される 2 次元ハニング窓を用いる．

$$w(n_1, n_2) \quad = \quad \frac{1+\cos(\frac{\pi n_1}{M_1})}{2} \frac{1+\cos(\frac{\pi n_2}{M_2})}{2} \quad (7)$$

(iii) スペクトルの重み付けに基づくエイリアシングとノイズの影響の低減

カメラで撮影した自然画像では，低周波領域に比べて高周波領域の S/N 比が低いことが予測される．そこで，周波数領域において位相限定合成$\hat{R}(k_1, k_2)$に対して低域通過型の重み付け関数$H(k_1, k_2)$を適用することで，信頼性の低い高周波成分を除去し高精度化が実現できる[5)]．本稿では，最も簡単な重み付け関数として次式で表される方形型の低域通過フィルタ $H(k_1, k_2)$ を適用する．

$$H(k_1, k_2) = \begin{cases} 1 & |k_1| \leqq U_1, |k_2| \leqq U_2 \text{のとき} \\ 0 & \text{その他のとき} \end{cases} \quad (8)$$

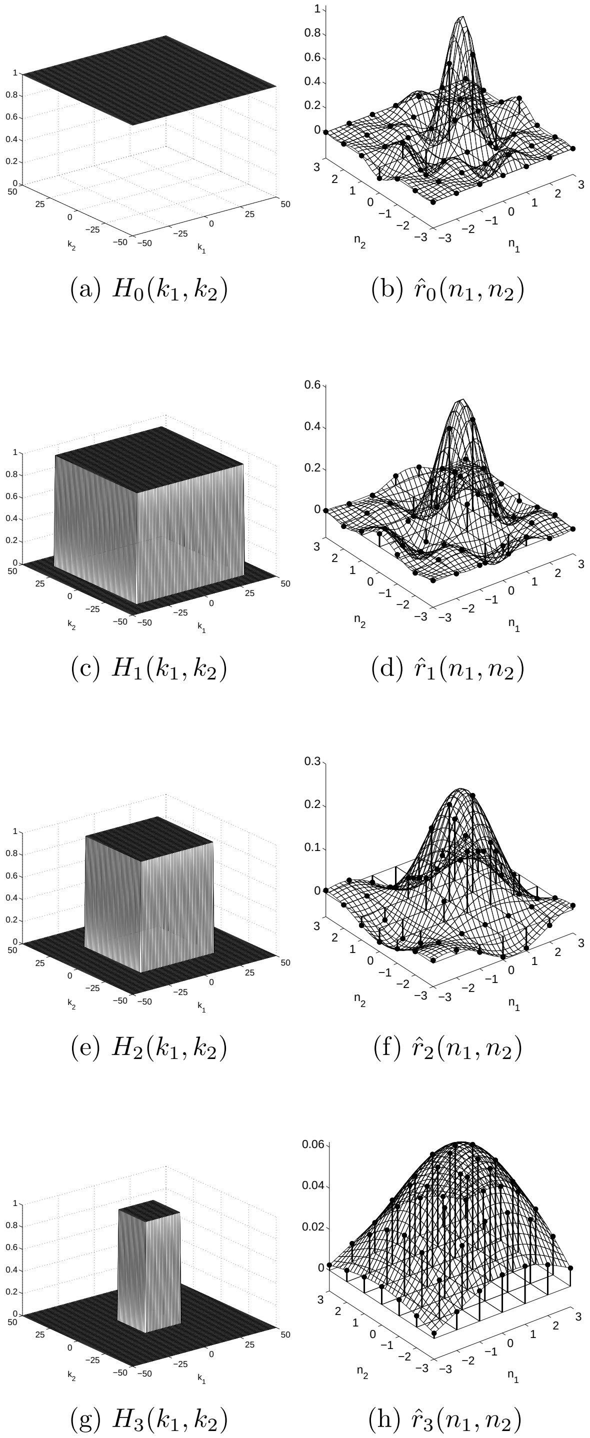
ここで，U_1 および U_2 はそれぞれ $0 \leqq U_1 \leqq M_1$ および $0 \leqq U_2 \leqq M_2$ を満たす整数である．このとき，式 (5) は次のように表せる．

$$\hat{r}(n_1, n_2) \simeq \frac{\alpha}{N_1 N_2} \frac{\sin\{\frac{V_1}{N_1}\pi(n_1+\delta_1)\}}{\sin\{\frac{\pi}{N_1}(n_1+\delta_1)\}} \frac{\sin\{\frac{V_2}{N_2}\pi(n_2+\delta_2)\}}{\sin\{\frac{\pi}{N_2}(n_2+\delta_2)\}} \quad (9)$$

ここで，$V_1 = 2U_1 + 1$，$V_2 = 2U_2 + 1$ である．低域通過フィルタを適用した場合は，相関ピーク座標の推定には式 (9) を用いて行う必要がある．Fig. 2はスペクトルの重み付けを行った位相限定相関関数の相関ピークモデルをフィッティングしている様子を示している．低域通過フィルタを重み付けに用いると，相関ピークのメインローブ幅が増加していることがわかる．

また，式(6)に重み付け関数 $H(k_1, k_2)$ を適用すると次式で与えられる．

$$\hat{r}(n_1, n_2) \simeq \alpha \cdot \frac{\sin\{\frac{V_1}{N_1}\pi(n_1+\delta_1)\}}{\pi(n_1+\delta_1)} \frac{\sin\{\frac{V_2}{N_2}\pi(n_2+\delta_2)\}}{\pi(n_2+\delta_2)} \quad (10)$$



(a) $H_0(k_1, k_2)$ (b) $\hat{r}_0(n_1, n_2)$

(c) $H_1(k_1, k_2)$ (d) $\hat{r}_1(n_1, n_2)$

(e) $H_2(k_1, k_2)$ (f) $\hat{r}_2(n_1, n_2)$

(g) $H_3(k_1, k_2)$ (h) $\hat{r}_3(n_1, n_2)$

Fig. 2 重み付けスペクトルとそれに対応する位相限定相関関数．(a) $H_0(k_1, k_2)$, (b) $\hat{r}_0(n_1, n_2)$, (c) $H_1(k_1, k_2)$, (d) $\hat{r}_1(n_1, n_2)$, (e) $H_2(k_1, k_2)$, (f) $\hat{r}_2(n_1, n_2)$, (g) $H_3(k_1, k_2)$, (h) $\hat{r}_3(n_1, n_2)$

3. ピーク評価式 (Peak Evaluation Formula: PEF)の導出

本章では，関数フィッティングを用いずに，実データから式(10)で与えられる相関ピークの位置を表すパラメータ(δ_1, δ_2)を直接的に計算するPEFを導出する．

3.1 1次元相関ピークモデルに基づくPEFの導出

式(10)で与えられる位相限定相関関数のモデル式を1次元の式で書き直すと次のようになる．

$$\hat{r}(n) = \alpha \cdot \frac{\sin\left\{\frac{V}{N}\pi(n+\delta)\right\}}{\pi(n+\delta)} \quad (11)$$

ここで，$n = -M, \cdots, M$，信号の長さを$N = 2M+1$，信号の微小位置ずれ量をδとする．いま，Fig. 3に示されるように，位相限定相関関数のピーク近傍の点$n = p$に着目し，さらにこの点から$\pm d$（dは自然数）だけ離れた点$n = p+d$および$n = p-d$を考える．これらの3点における位相限定相関関数の値$\hat{r}(p-d)$，$\hat{r}(p)$，$\hat{r}(p+d)$の間には，次式の関係が成り立つことがわかる．

$$\begin{aligned}(p-d+\delta)\cdot\hat{r}(p-d) + (p+d+\delta)\cdot\hat{r}(p+d) \\ = 2(p+\delta)\cos\left(\frac{V}{N}\pi d\right)\cdot\hat{r}(p)\end{aligned} \quad (12)$$

上式を整理して，次式を得る．

$$v(p,d) = \delta \cdot u(p,d) \quad (13)$$

ここで，$u(p,d)$および$v(p,d)$は以下の式で与えられる．

$$\begin{aligned}u(p,d) &= \hat{r}(p-d) + \hat{r}(p+d) - 2\cos\left(\frac{\pi}{N}d\right)\cdot\hat{r}(p) \\ v(p,d) &= 2\cos\left(\frac{\pi}{N}d\right)\cdot\hat{r}(p) \\ &- (p-d)\cdot\hat{r}(p-d) - (p+d)\cdot\hat{r}(p+d)\end{aligned}$$

結局，式(13)より，相関ピークの位置を評価するためのPEFとして次式を得る．

$$\delta = u(p,d)^{-1}v(p,d) \quad (14)$$

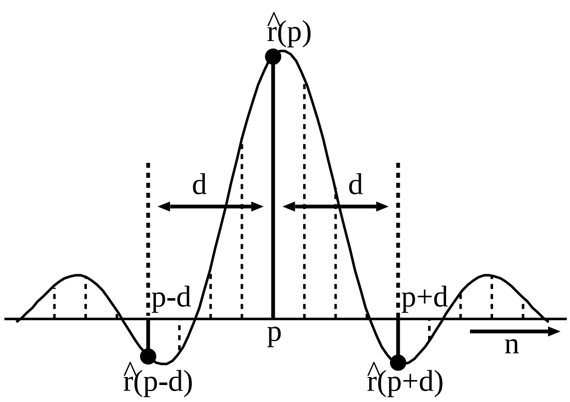


Fig. 3　位相限定相関関数のモデルと座標点の関係．

このPEFを用いることにより，$\hat{r}(p-d)$，$\hat{r}(p)$，$\hat{r}(p+d)$の3つの実測値から，相関ピークの位置を表すパラメータδを求めることが可能である．ただし，実際に得られるデータでは，さまざまな要因によるノイズの影響で値が変化する．そのため，ピーク評価に使用する3点の組$(p-d, p, p+d)$としては，相関ピーク近傍のエネルギーの大きな点を用いる必要がある．さらに，この3点の組を複数用いて，式(13)を最小2乗法によって解くことにより，安定してピークの位置を評価することが可能である．以下では，この方法について述べる．

いま基準点pおよび距離dをそれぞれ変化させて得られるl個の3点組を$(p_i - d_i, p_i, p_i + d_i)$（$i = 1, 2, \cdots, l$）とする．このとき，式(13)から$l$個の方程式が得られる．

$$v(p_i, d_i) = \delta \cdot u(p_i, d_i) \quad (15)$$

ただし$i = 1, 2, \cdots, l$とする．このとき，次式で与えられるJを最小とするようなδを求める．

$$J = \sum_{i=1}^{l} \left|v(p_i, d_i) - \delta \cdot u(p_i, d_i)\right|^2 \quad (16)$$

これを最小化する解は次式で与えられる．

$$\delta = \left(\mathbf{U}^T\mathbf{U}\right)^{-1}\mathbf{U}^T\mathbf{V} \quad (17)$$

ただし，$\mathbf{U}$および$\mathbf{V}$は次のようなベクトルである．

$$\mathbf{U} = \left[u(p_1, d_1), u(p_2, d_2), \cdots, u(p_l, d_l)\right]^T$$

$$\mathbf{V} \quad = \quad [v(p_1, d_1), v(p_2, d_2), \cdots, v(p_l, d_l)]^T$$

このようにして，得られる式(17)は，式(14)をl組の実測点に拡張したPEFであり，相関ピーク近傍の$3l$個の実測点を用いて，直接的に位置ずれパラメータδを求めることが可能である．

このように拡張されたPEFを用いて位置ずれパラメータδを求める場合，基準点p_iおよび距離d_iの選び方には任意性がある．本稿では，ピーク近傍の点を用いて推定を行うために，以下の条件で$\mathbf{U}$および$\mathbf{V}$を決定する．

$$\begin{aligned}
a &= \operatorname*{argmax}_{-M \leqq n \leqq M} \{\hat{r}(n)\} \\
b &= \operatorname{argmax} \{\hat{r}(a-1), \hat{r}(a+1)\} \\
p_1 &= p_2 = \cdots = p_{l'} = a \\
p_{l'+1} &= p_{l'+2} = \cdots = p_{2l'} = b \\
d_1 &= 1, d_2 = 2, \cdots, d_{l'} = l' \\
d_{l'+1} &= 1, d_{l'+2} = 2, \cdots, d_{2l'} = l'
\end{aligned}$$

ここでaは$\hat{r}(n)$の最大値の離散点座標であり，bは$\hat{r}(a-1)$と$\hat{r}(a+1)$を比較して大きいほうの離散点座標である．また，方程式の数は$l = 2l'$であり，計算に用いられる実測点の数は，同一点が複数回使われることを考慮すると，$2l+2$個となる．

3.2　2次元相関ピークモデルへの拡張

ここでは，導出したPEFを使って，2次元相関ピークモデルに対してもパラメータ(δ_1, δ_2)を推定可能であることを示す．

ここで式(10)はn_1，n_2に関して変数分離形で表されているため，一方を定数と仮定すると1次元のモデルとして解釈可能である．仮に，n_2を定数として考えると式(10)は次式で表すことができる．

$$\hat{r}(n_1) = \alpha_1 \cdot \frac{\sin\left\{\frac{V_1}{N_1}\pi(n_1+\delta_1)\right\}}{\pi(n_1+\delta_1)} \tag{18}$$

ここでα_1は次式で与えられる．

$$\alpha_1 = \frac{1}{N_2} \frac{\sin\left\{\frac{V_2}{N_2}\pi(n_2+\delta_2)\right\}}{\pi(n_2+\delta_2)}$$

式(18)は1次元のモデル式(11)と等しくなるため，式(17)の PEF から δ_1を推定できる[3]．実際には，ピーク近傍の点を用いて推定するために，n_2を$\hat{r}(n_1, n_2)$の最大値の離散点座標に固定する．以上から，n_1方向とn_2方向のそれぞれに対して，PEFを用いることで，相関ピーク座標(δ_1, δ_2)を求めることができる．

本稿では，PEFの導出に式(9)を近似した式(10)を用いているが，式(9)を利用した PEF の導出も可能である（付録参照）．しかし，式(14)の PEF と比較して，推定精度に差が現われないことと計算時間の優位性から，本稿では式(14)の PEF を用いる．

4.　移動量計測実験

本章では，実際にカメラから得られた画像間の移動量推定実験を行い，提案手法の精度評価を行う．

4.1　実験方法

本実験では，通常の工業用 CCD ビデオカメラ（JAI CVM10，640×480 ピクセル，モノクロ 256 階調，レンズ VCL–16WM）およびキャプチャボード（Coreco Imaging Technology AM–STD–RGB）からなる比較的簡便な入力系から得られた画像を用いて移動量推定を行った．Fig. 4 に実験系の写真を示す．撮像対象は一辺が 10 cm の木製の立方体であり，立方体の一面をカメラから 70 cm の距離に CCD 面に平行に設置し，マイクロステージを用いて，画像の水平方向に微小移動させた．各 0.05 mm 間隔の微小移動を合計で 50 段階行い，各段階で 30 フレーム（1 秒）の画像を取得した．それぞれの段階で，画質を向上させるために，30 フレームの平均を取っている．この場合，10 段階の微小移動を行うと，取り込んだ画像上では物体

[3] ここでは，n_2を定数として検討したが，n_1を定数とした場合にも同様に成り立つので省略する．

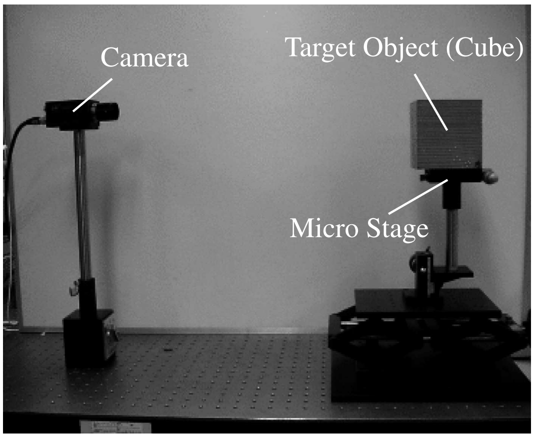


Fig. 4　実験システム.

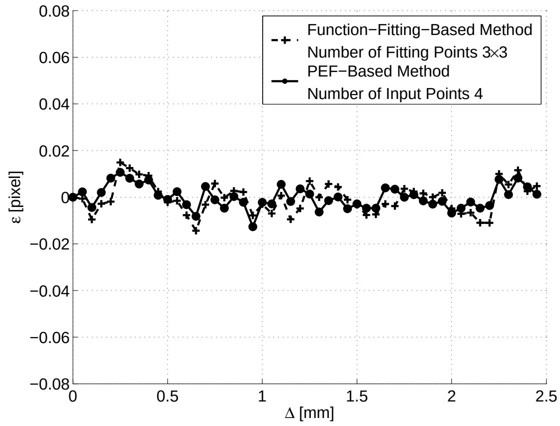


Fig. 5　画像の移動量推定誤差.

が約1ピクセル移動する．実際の実験では，移動する木製の立方体の表面画像を 101×101 ピクセルの大きさに切り出し，画像中には木の表面テクスチャのみが含まれるようにしている．移動前の画像を基準画像とし，立方体を 50 段階に移動させた画像のそれぞれについて画像マッチングを行い，移動量を推定した．50 回の微小水平移動によって，マイクロステージの実際の移動量 Δ [mm] と画像上で検出された移動量 δ_1 [ピクセル] の 50 組のデータが得られる．このデータを近似する直線 $\delta_1 = \rho \times \Delta$ を最小 2 乗法によって求める．ただし，ρ は定数 [ピクセル/mm] である．いま i 回目の微小移動後のマイクロステージの移動量を Δ_i [mm] とし，得られた画像から推定された移動量を δ_{1i} [ピクセル] とする．このとき，次式で与えられる計測誤差 ϵ_i [ピクセル] の RMS (Root Mean Square) 誤差で評価を行う．

$$\epsilon_i = \delta_{1i} - \rho \times \Delta_i \tag{19}$$

具体的には，相関ピーク座標の推定を以下に示す2種類の方法で行い，結果を比較した．入力は2枚の画像$f(n_1, n_2)$，$g(n_1, n_2)$の位相限定相関関数を求めることによって得られる実測値$\hat{r}(n_1, n_2)$であり，出力は相関ピーク位置を表すパラメータ(δ_1, δ_2)である．

(i) アルゴリズムA（関数フィッティングに基づく手法）

$\hat{r}(n_1, n_2)$から最大ピークとその近傍の点に対して，式(10) の相関ピークモデルを関数フィッティングして，(δ_1, δ_2)を求める．関数フィッティングには，非線形最小2 乗法を用いた．

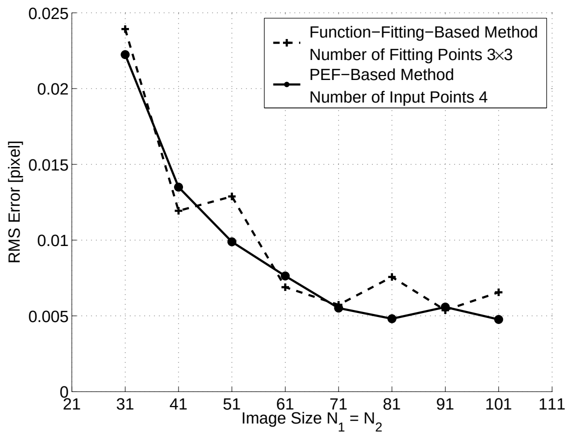
(ii) アルゴリズムB（PEFに基づく手法）

実測値$\hat{r}(n_1, n_2)$から 3.1 で与えた**U**および**V**の条件に基づいて推定に用いる点を決定し，PEFを用いて相関ピーク位置を表すパラメータ(δ_1, δ_2)を求める．

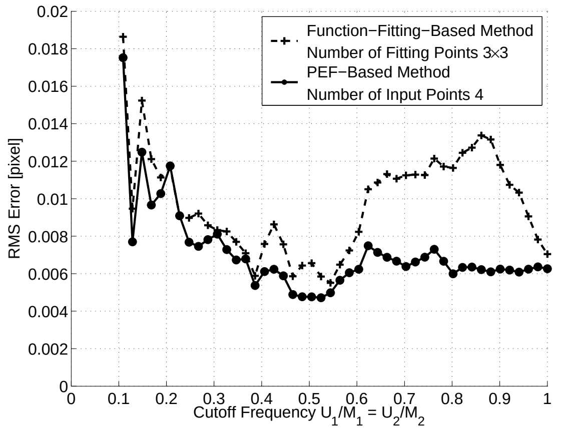
4.2　実験結果と考察

前章で述べた2つのアルゴリズムを用いて移動量推定実験を行った．Fig. 5は，物体の移動量$\Delta[mm]$に対する画像の移動量の検出誤差ϵ[ピクセル]をプロットしたものである．低域通過フィルタのカットオフ周波数は，$U_1/M_1 = U_2/M_2 = 0.5$としている．Fig. 5より提案するアルゴリズムBがアルゴリズムAと比べて同程度の性能が実現できていることがわかる．

画像の大きさ，低域通過フィルタのカットオフ周波数をそれぞれ変化させたときのRMS誤差をFig. 6 に示す．Fig. 6(a) より，画像サイズの変化に対



(a) 画像の大きさに対する誤差の変化



(b) 遮断周波数に対する誤差の変化

Fig. 6　各パラメータを変化させたときの RMS 誤差.

しても，アルゴリズムBがアルゴリズムAと同等の性能が実現できていることがわかる．Fig. 6(b)では，低域通過フィルタのカットオフ周波数を大きくして，ノイズに埋もれた信頼性の低い高周波成分を推定に用いると，アルゴリズムA用いた場合には，RMS誤差が増大する現象が見られる．それに対して，アルゴリズムBを用いた場合には，そういった現象が見られない．このことは，アルゴリズムB がノイズ成分に対してロバストな性質を持っていることを示している．

Table 1に低域通過フィルタのカットオフ周波数と相関ピーク位置の推定に用いる点数を変化させた場合の結果を2つのアルゴリズムそれぞれについて示す．結果よりアルゴリズム A では$U_1/M_1 = U_2/M_2 = 0.5$，フィッティングに用いる点数が7×7のときに，アルゴリズム B では$U_1/M_1 = U_2/M_2 = 0.6$，推定に用いる点数が6点の場合にそれぞれ最もよい結果が得られた．また，どちらの手法でも，低域通過フィルタのカットオフ周波数を高く設定した場合に，推定に用いる点数を減らした方がよいという結果が得られた．これは，カットオフ周波数を高く設定すると相関ピークのメインローブが狭まるため，推定に用いる点数を増やした場合

Table 1　低域通過フィルタの遮断周波数と相関ピーク評価に用いる点数を変化させた場合の RMS error [pixel].

(a) アルゴリズム A

$\frac{U_1}{M_1} = \frac{U_2}{M_2}$	Number of Fitting Points			
	3×3	5×5	7×7	9×9
0.1	0.0186	0.0172	0.0164	0.0158
0.2	0.0117	0.0110	0.0107	0.0103
0.3	0.0083	0.0082	0.0078	0.0074
0.4	0.0076	0.0072	0.0064	0.0061
0.5	0.0066	0.0052	0.0049	0.0051
0.6	0.0082	0.0053	0.0059	0.0060
0.7	0.0112	0.0077	0.0083	0.0090
0.8	0.0116	0.0114	0.0097	0.0097
0.9	0.0118	0.0209	0.0237	0.0230
1.0	0.0070	0.0164	0.0233	0.0278

(b) アルゴリズム B

$\frac{U_1}{M_1} = \frac{U_2}{M_2}$	Number of Input Points			
	4	6	8	10
0.1	0.0175	0.0175	0.0176	0.0176
0.2	0.0118	0.0114	0.0110	0.0103
0.3	0.0081	0.0078	0.0075	0.0074
0.4	0.0061	0.0060	0.0065	0.0059
0.5	0.0048	0.0046	0.0047	0.0057
0.6	0.0062	0.0044	0.0081	0.0080
0.7	0.0064	0.0054	0.0079	0.0086
0.8	0.0060	0.0075	0.0079	0.0094
0.9	0.0062	0.0159	0.0242	0.0288
1.0	0.0063	0.0214	0.0354	0.0459

Table 2　相関ピーク座標推定に用いる2つの手法の演算回数と計算時間[ms]の比較.

(a) 関数フィッティングに基づく手法

演算の種類	Number of Fitting Points			
	3×3	5×5	7×7	9×9
加算回数	1107	2655	4947	7983
乗算回数	2083	5455	10483	17167
除算回数	618	1610	3098	5082
三角関数	378	1050	2058	3402
比較回数	30	30	30	30
計算時間	3.260	3.562	4.163	4.384

(b) PEFに基づく手法

演算の種類	Number of Input Points			
	4	6	8	10
加算回数	18	36	54	72
乗算回数	14	28	42	56
除算回数	2	2	2	2
三角関数	0	0	0	0
比較回数	2	2	2	2
計算時間	0.075	0.115	0.166	0.218

にメインローブから外れた点で推定を行うためである．推定に用いる点数を適切に設定することで，全体として，提案するアルゴリズム B のほうが高い精度を実現できているのがわかる．

Table 2に相関ピーク座標の推定に用いる2つの手法の演算回数と実行時間を比較した結果を示す．実行環境は CPU: Pentium4 Prescott 3.20GHz, Memory: 2GB であり，Matlab6.5.1.199709 (R13) Service Pack 1を用いている．相関ピーク座標の推定には，加算，乗算，除算，三角関数の計算，比較演算がそれぞれ用いられる．ここでは，計算された2枚の画像の位相限定相関関数の値から相関ピーク座標(δ_1, δ_2)を求めるピーク評価部分のみの演算回数とした．ただし，ピーク評価を行うまえにあらかじめ計算できる値については計算しておき，その際の演算回数は考えないこととする．ピーク評価には，非線形最小2乗法 (Levenberg-Marquardt法) を利用した関数フィッティングと，PEFのそれぞれを用いている．Levenberg-Marquardt法では，最適化のための繰り返し計算の回数を10回としている．結果から，PEF を用いた相関ピーク座標推定を行うことで，加算と乗算回数を1/100〜1/200程度まで減らすことが可能である．また，推定に用いる点数によらず，除算については2回，三角関数の計算については0回まで演算回数を減らすことが可能である．実行時間を比較すると PEF を用いることで約20〜40倍の高速化が可能である．以上から，PEF を用いることで大幅に計算量を削減できることがわかる．

5.　むすび

本稿では，繰り返し計算を用いずに相関ピーク座標を直接的に求める PEF を提案した．PEF を用いることで，繰り返し計算に基づく関数フィッティングと比べて，平行移動量推定の性能向上と速度向上が実現できることを実験を通して明らかにした．提案する PEF は，単純な積和演算のみで実現することが可能であるため，組み込みプロセッサなどでの超高速処理が実現できると期待される．今後は，本提案手法を画像の回転量および拡大縮小率の高精度検出，超解像イメージングなどに適用していく予定である．

参考文献

1) L. G. Brown. A survey of image registration techniques. *ACM Computing Surveys*, Vol. 24, No. 4, pp. 325–376, December 1992.

2) B. Zitova and J. Flusser. Image registration methods: a survey. *Image and Vision Computing*, Vol. 21, No. 11, pp. 977–1000, October 2003.

3) C. D. Kuglin and D. C. Hines. The phase cor-

relation image alignment method. *Proceedings of International Conference on Cybernetics and Society*, pp. 163–165, 1975.

4) K. Ito, H. Nakajima, K. Kobayashi, T. Aoki, and T. Higuchi. A fingerprint matching algorithm using phase-only correlation. *IEICE Transactions on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences*, Vol. E87-A, No. 3, pp. 682 – 691, March 2004.

5) K. Takita, T. Aoki, Y. Sasaki, T. Higuchi, and K. Kobayashi. High-accuracy subpixel image registration based on phase-only correlation. *IEICE Transactions on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences*, Vol. E86-A, No. 8, pp. 1925–1934, August 2003.

6) K. Takita, T. Aoki, Y. Sasaki, T. Higuchi, and K. Kobayashi. A sub-pixel correspondence search technique for computer vision applications. *IEICE Transactions on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences*, 2004. (to be published).

付録

ここでは，位相限定相関関数のモデル式として式(9)を利用して，PEF の導出を行う．

式(9)で与えられる位相限定相関関数のモデル式を1次元の式で書き直すと次のようになる．

$$\hat{r}(n) = \frac{\alpha}{N}\frac{\sin\left\{\frac{V}{N}\pi(n+\delta)\right\}}{\sin\left\{\frac{\pi}{N}(n+\delta)\right\}} \tag{20}$$

ここで，$n = -M, \cdots, M$，信号の長さを$N = 2M+1$，信号の微小位置ずれ量をδとする．いま，Fig. 3 に示されるように，位相限定相関関数のピーク近傍の点 $n = p$ に着目し，さらにこの点から $\pm d$（d は自然数）だけ離れた点 $n = p+d$ および $n = p-d$ を考える．これらの3点における位相限定相関関数の値 $\hat{r}(p-d)$，$\hat{r}(p)$，$\hat{r}(p+d)$ の間には，次式の関係が成り立つことがわかる．

$$\begin{aligned} & 2\hat{r}(p)\sin\left\{\frac{\pi}{N}(p+\delta)\right\}\cos\left(\frac{V}{N}\pi d\right) \\ = \ & \hat{r}(p-d)\sin\left\{\frac{\pi}{N}(p-d+\delta)\right\} \\ + \ & \hat{r}(p+d)\sin\left\{\frac{\pi}{N}(p+d+\delta)\right\} \end{aligned} \tag{21}$$

上式を整理して，次式を得る．

$$\tan\left(\frac{\pi}{N}\delta\right) = u(p,d)^{-1}v(p,d) \tag{22}$$

ここで，$u(p,d)$および$v(p,d)$は以下の式で与えられる．

$$\begin{aligned} u(p,d) &= \hat{r}(p-d)\left\{\tan\left(\frac{\pi}{N}d\right) - \tan\left(\frac{\pi}{N}p\right)\right\} \\ &- \hat{r}(p+d)\left\{\tan\left(\frac{\pi}{N}d\right) + \tan\left(\frac{\pi}{N}p\right)\right\} \\ &+ 2\hat{r}(p)\tan\left(\frac{\pi}{N}p\right)\frac{\cos\left(\frac{V}{N}\pi d\right)}{\cos\left(\frac{\pi}{N}d\right)} \\ v(p,d) &= \hat{r}(p-d)\left\{1 + \tan\left(\frac{\pi}{N}p\right)\tan\left(\frac{\pi}{N}d\right)\right\} \\ &+ \hat{r}(p+d)\left\{1 - \tan\left(\frac{\pi}{N}p\right)\tan\left(\frac{\pi}{N}d\right)\right\} \\ &- 2\hat{r}(p)\frac{\cos\left(\frac{V}{N}\pi d\right)}{\cos\left(\frac{\pi}{N}d\right)} \end{aligned}$$

上式は，$\hat{r}(p-d)$，$\hat{r}(p)$，$\hat{r}(p+d)$の3つの実測値から，相関ピークの位置を表すパラメータδを直接的に求める PEF である．式(22)の PEF は3.章で導出した PEF と同じように，l個の方程式への拡張と2次元相関ピークモデルへの拡張が可能である．以上から，相関ピークモデルとして式(9)を利用した場合のPEF が導出できた．