

## 位相限定相関関数を用いた高精度 画像レジストレーション手法の検討

### Consideration of a High-Accuracy Image Registration Technique Using a Phase-Only Correlation Function

○佐々木慶文\*, 瀧田健児\*\*, 青木孝文\*\*, 樋口龍雄\*\*  
○Yoshifumi Sasaki\*, Kenji Takita\*\*, Takafumi Aoki\*\* and Tatsuo Higuchi\*\*

\*石巻専修大学, \*\*東北大学大学院情報科学研究所

\*Ishinomaki Senshu University,  
\*\*Graduate School of Information Sciences, Tohoku University

**キーワード :** 位相限定相関関数(phase-only correlation function), 画像レジストレーション(image registration), 画像照合(image matching)

**連絡先 :** 〒986-8580 宮城県石巻市南境新水戸 1 石巻専修大学理工学部 佐々木 慶文,  
Tel.: 0225(22)7716, Fax: 0225(22)7746, E-mail sasakiy@isenstu-u.ac.jp

## 1. はじめに

サブピクセルレベルの高精度な画像照合は工業生産, 医療, 計測などの分野において重要な基本処理である。このための画像照合手法としては, 各種の相関関数を用いる方法や画像の特徴点マッチングに基づく方法などが提案されているが, 特に, 近年, サブピクセルレベルで平行移動量を高精度に推定する画像照合手法として位相限定相関関数に基づく手法が研究されている[1]-[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照合に関する組織的な研究開発を行い[4]-[6], 指紋照合式出入管理装置など[4]を実用化している。

本稿では, 位相限定相関関数を用いた高精度画像レジストレーションの原理を述べるとともに, これまでの手法[6]に対して, 新たにスペクトルウェイティング関数を導入することにより, 高精度化を実現する手法について述べる。また, 実験に基

づく評価により, 平行移動量を 0.0037 ピクセル, 回転量を 0.0110 度, スケール変化を  $1.29 \times 10^{-4}$  程度の誤差で推定可能であることを明らかにするとともに, 今後の応用展開について言及する。

## 2. 位相限定相関法に基づく画像照合

本稿で述べる画像照合とは, 2枚の画像  $f(x_1, x_2)$  と  $g(x'_1, x'_2)$  が次式で表される相似変換の関係にある場合に, 平行移動量, 回転量および拡大縮小率を示すパラメータ  $(\delta_1, \delta_2)$ ,  $\theta$  および  $\lambda$  を求めることがある。

$$\begin{aligned} \tilde{g}(x'_1, x'_2) &\equiv f(x_1, x_2) \\ \begin{pmatrix} x'_1 \\ x'_2 \end{pmatrix} &= \lambda \begin{pmatrix} \cos \theta & \sin \theta \\ \sin \theta & -\cos \theta \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 + \delta_1 \\ x_2 + \delta_2 \end{pmatrix} \end{aligned} \quad (1)$$

ただし,  $\delta_1, \delta_2$  は微小な値を取るものとする。このための手法として, 位相限定相関法を用いる。

### 2.1. 位相限定相関法

連続空間で定義された 2 次元画像  $\tilde{f}(x_1, x_2)$  を考

える。ここで、 $x_1, x_2$ は実数である。 $\tilde{f}(x_1, x_2)$ を $x_1, x_2$ 方向にそれぞれ $\delta_1, \delta_2$ だけ微小移動した画像は、 $\tilde{f}(x_1 - \delta_1, x_2 - \delta_2)$ と表わされる。これらの2つの画像を標本化間隔 $T_1, T_2$ で標本化した離散空間における2次元画像をそれぞれ $f(n_1, n_2)$ および $g(n_1, n_2)$ とし、次式のように定義する。

$$\begin{aligned} f(n_1, n_2) &= \tilde{f}(x_1, x_2) \\ g(n_1, n_2) &= \tilde{f}(x_1 - \delta_1, x_2 - \delta_2) \end{aligned} \quad (2)$$

ただし、 $x_1 = n_1 T_1, x_2 = n_2 T_2, n_1 = -M_1, \dots, M_1, n_2 = -M_2, \dots, M_2$ とし、画像サイズを $N_1 = 2M_1 + 1, N_2 = 2M_2 + 1$ とする。これらの2次元離散フーリエ変換(2次元DFT)  $F(k_1, k_2)$ および $G(k_1, k_2)$ は、次式により表される。

$$\begin{aligned} F(k_1, k_2) &= \sum_{n_1=-M_1}^{M_1} \sum_{n_2=-M_2}^{M_2} f(n_1, n_2) e^{-j\frac{2\pi}{N_1}k_1 n_1} e^{-j\frac{2\pi}{N_2}k_2 n_2} \\ G(k_1, k_2) &= \sum_{n_1=-M_1}^{M_1} \sum_{n_2=-M_2}^{M_2} g(n_1, n_2) e^{-j\frac{2\pi}{N_1}k_1 n_1} e^{-j\frac{2\pi}{N_2}k_2 n_2} \end{aligned} \quad (3)$$

ここで、 $F(k_1, k_2)$ と $G(k_1, k_2)$ の間には次式の関係が成り立つ。

$$G(k_1, k_2) \cong F(k_1, k_2) \cdot e^{-j\frac{2\pi}{N_2}k_1 \delta_1} e^{-j\frac{2\pi}{N_2}k_2 \delta_2} \quad (4)$$

式(4)が近似であるのは連続空間画像と離散空間画像に対するフーリエ変換の性質の違いによる。

また、 $F(k_1, k_2)$ と $G(k_1, k_2)$ の位相限定合成を次式で定義する。

$$\hat{R}(k_1, k_2) = \frac{F(k_1, k_2) \overline{G(k_1, k_2)}}{|F(k_1, k_2) G(k_1, k_2)|} \cong e^{j\frac{2\pi}{N_1}k_1 \delta_1} e^{j\frac{2\pi}{N_2}k_2 \delta_2} \quad (5)$$

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(2次元IDFT)である。

$$\begin{aligned} \hat{r}(n_1, n_2) &= \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{n_1=-M_1}^{M_1} \sum_{n_2=-M_2}^{M_2} \hat{R}(k_1, k_2) e^{j\frac{2\pi}{N_1}k_1 n_1} e^{j\frac{2\pi}{N_2}k_2 n_2} \\ &= \frac{\alpha}{N_1 N_2} \frac{\sin\{\pi(n_1 + \delta_1)\}}{\sin\{\frac{\pi}{N_1}(n_1 + \delta_1)\}} \frac{\sin\{\pi(n_2 + \delta_2)\}}{\sin\{\frac{\pi}{N_2}(n_2 + \delta_2)\}} \end{aligned} \quad (6)$$

ここで、 $\alpha$ は1以下の実数値である。

式(6)で表される関数は図1に示すようにデルタ関数に近いピーク特性を示すため、ピーク位置 $(\delta_1, \delta_2)$ 、すなわち平行移動量を正確に推定できる。

実際に2枚の画像から平行移動量を推定する場合、これらの位相限定相関関数を計算するが、得られる関数 $\hat{r}(n_1, n_2)$ は離散点 $(n_1, n_2)$ 上のデータである。そこで、図2に示すように相関ピークを含む $p \times p$ の近傍点に位相限定相関関数のモデル式(6)を $\delta_1, \delta_2, \alpha$ をパラメータとしてフィッティングすることにより、真のピーク位置 $(\delta_1, \delta_2)$ をサブピクセル精度で推定する。

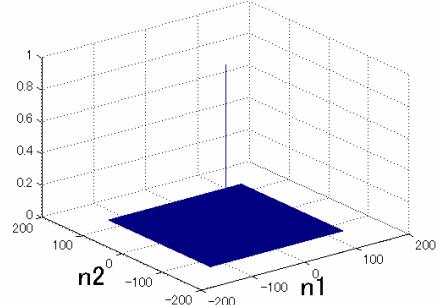


図1 位相限定相関関数

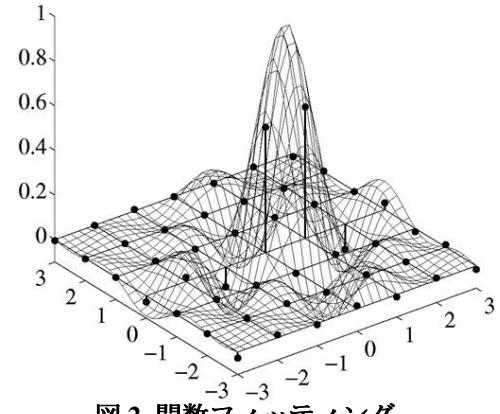


図2 関数フィッティング

## 2.2. 位相限定相関法の高精度化

実画像から位相限定相関法により平行移動量を推定する場合、以下の高精度化手法が有用である。

- (i) 時系列画像が得られる場合には、その加算平均画像を用いることにより、S/N比を向上させる。
- (ii) 2次元DFTは、周期的に繰り返される離散信号のフーリエ変換としてとらえられる。したがって、2次元DFTを行う前の画像に窓関数を適用し、画像端の不連続性による計測誤差を抑制する。
- (iii) カメラから取り込んだ自然画像は、一般的にエネルギーが低周波領域に集中しており、高周波領域のS/N比は低いと考えられる。しかしながら位相限定合成 $\hat{R}(k_1, k_2)$ は、式(5)で表されるように

信頼性を失った高周波領域を強調するように計算される。以上のことから、低域通過型のスペクトルウェイティング関数を位相限定合成に乘じることにより、信頼性の低い高周波領域が計測精度に与える影響を排除する。最も典型的なスペクトルウェイティング関数としては、次式で表される方形関数があげられる。

$$H_1(k_1, k_2) = \begin{cases} 1 & |k_1| \leq U_1, |k_2| \leq U_2 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

ただし、 $0 \leq U_1 \leq M_1$ ,  $0 \leq U_2 \leq M_2$  である。式(7)で表されるスペクトルウェイティング関数を式(6)を計算する際に  $\hat{R}(k_1, k_2)$  に乘ずる。 $\hat{R}(k_1, k_2)$  に  $H_1(k_1, k_2)$  を乗じた場合の位相限定相関関数  $\hat{r}_1(n_1, n_2)$  は次式で表される。

$$\begin{aligned} \hat{r}_1(n_1, n_2) &= \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{n_1=-M_1}^{M_1} \sum_{n_2=-M_2}^{M_2} \hat{R}(k_1, k_2) H_1(k_1, k_2) e^{\frac{j2\pi}{N_1} k_1 n_1} e^{\frac{j2\pi}{N_2} k_2 n_2} \\ &= \frac{\alpha}{N_1 N_2} \frac{\sin\left\{\frac{V_1}{N_1} \pi(n_1 + \delta_1)\right\} \sin\left\{\frac{V_2}{N_2} \pi(n_2 + \delta_2)\right\}}{\sin\left\{\frac{\pi}{N_1} (n_1 + \delta_1)\right\} \sin\left\{\frac{\pi}{N_2} (n_2 + \delta_2)\right\}} \quad (8) \end{aligned}$$

ただし、 $V_1 = 2U_1 + 1, V_2 = 2U_2 + 1$  である。

スペクトルウェイティング関数は式(7)で表される方形関数のほかにも、図 3 に示すようにさまざまな関数が考えられる。例えば、図 3(e)のガウシアン関数は次式で表され、対応する位相限定相関関数は式(10)で表される。

$$H_2(k_1, k_2) \cong e^{-2\pi^2\sigma^2(k_1^2 + k_2^2)} \quad (9)$$

$$\hat{r}_2(n_1, n_2) \cong \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(n_1^2 + n_2^2)/2\sigma^2} \quad (10)$$

ここで、同図に示すように、乗じるスペクトルウェイティング関数に応じて、位相限定相関関数のメインロープ幅は変化する。すなわち、スペクトルウェイティング関数を導入する場合、関数フィッティングを行う場合のピークモデルは、スペクトルウェイティング関数に依存して変化する。

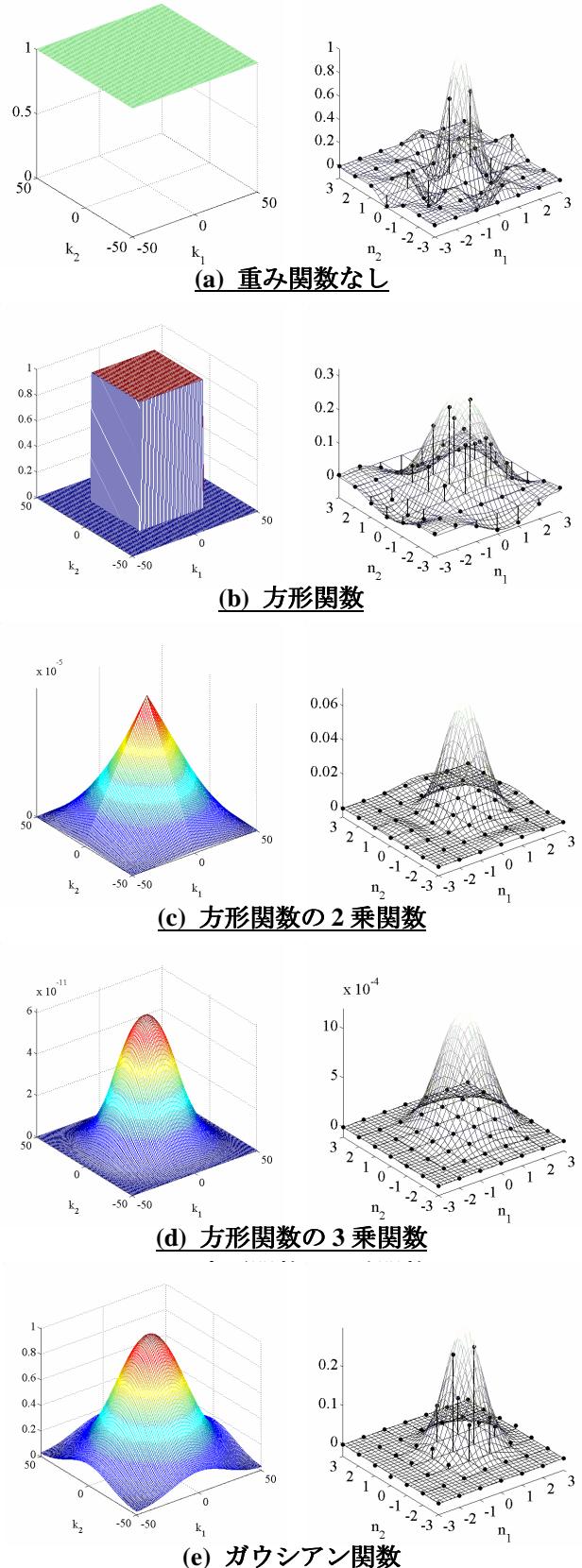


図3 重み関数(左)と対応する  
フィッティング関数(右)

また、式(7)で表される方形関数のように周波数遮断が急激なものよりも、式(9)で表されるガウシ

アン関数のように徐々に周波数を遮断していく関数を乗じた方が、精度が高くなることが実験的に分かっている。

### 3. 回転・拡大縮小を含む画像の照合

平行移動だけでなく、回転および拡大縮小を含む画像から、平行移動量、回転量および拡大縮小率を推定する手法について述べる。

連続空間画像  $\tilde{f}(x_1, x_2)$  を  $x_1, x_2$  方向にそれぞれ  $\delta_1, \delta_2$  だけ微小移動し、 $\theta$  だけ回転し、 $x_1, x_2$  方向に  $\lambda$  倍した画像を  $\tilde{g}(x_1, x_2)$  とする。これらの画像を標本化間隔  $T_1, T_2$  で標本化した離散空間における 2 次元画像を  $f(n_1, n_2)$  および  $g(n_1, n_2)$  とし、次式で定義する。

$$\begin{aligned} f(n_1, n_2) &= \tilde{f}(x_1, x_2) \\ g(n_1, n_2) &= \tilde{f}(\lambda(x_1 - \delta_1) \cos \theta - \lambda(x_2 - \delta_2) \sin \theta, \\ &\quad \lambda(x_1 - \delta_1) \sin \theta + \lambda(x_2 - \delta_2) \cos \theta) \end{aligned} \quad (11)$$

ただし、 $x_1 = n_1 T_1, x_2 = n_2 T_2$  である。以下の議論では、簡単のため  $T_1 = T_2 = 1$  とする。

まず、これらの 2 次元画像から、角度  $\theta$  と拡大縮小率  $\lambda$  を算出する。求めた  $\theta$  と  $\lambda$  に基づき、 $g(n_1, n_2)$  から回転および拡大縮小成分を取り除いた画像  $g'(n_1, n_2)$  と  $f(n_1, n_2)$  に対して位相限定相關関数を用いて、平行移動量  $(\delta_1, \delta_2)$  を算出する。以下、回転量  $\theta$  と拡大縮小率  $\lambda$  を求める手法について述べる。

#### 3.1. 回転量・拡大縮小率推定の原理

回転量および拡大縮小率を推定する手法は、log-polar 変換により回転量および拡大縮小率を平行移動量に変換するフェーズと、変換画像から位相限定相關法により平行移動量を算出するフェーズで構成される。このうち log-polar 変換により回転量および拡大縮小率を平行移動量に変換する原理を述べる。

画像  $\tilde{f}(x_1, x_2)$  および  $\tilde{g}(x_1, x_2)$  の連続空間におけるフーリエ変換を  $\tilde{F}(\Omega_1, \Omega_2)$  および  $\tilde{G}(\Omega_1, \Omega_2)$  とする。また、 $f(n_1, n_2)$  および  $g(n_1, n_2)$  の 2 次元 DFT を  $F(k_1, k_2)$  および  $G(k_1, k_2)$  とするとこれらは振幅スペクトルは、次式で近似される。

$$\begin{aligned} |F(k_1, k_2)| &\equiv |\tilde{F}(\Omega_1, \Omega_2)| \\ |G(k_1, k_2)| &\equiv \end{aligned} \quad (12)$$

$$\frac{1}{\lambda^2} \left| \tilde{F}\left(\frac{1}{\lambda}(\Omega_1 \cos \theta - \Omega_2 \sin \theta), \frac{1}{\lambda}(\Omega_1 \sin \theta + \Omega_2 \cos \theta)\right) \right|$$

ただし、

$$\Omega_1 = \frac{2\pi k_1}{N_1}, \Omega_2 = \frac{2\pi k_2}{N_2}$$

である。

式(12)が近似であるのは、式(4)の場合と同様に、連続空間画像と離散空間画像に対するフーリエ変換の性質の違いによる。以下の議論を簡単化するため  $N = N_1 = N_2, M = M_1 = M_2, N = 2M_1 + 1$  とする。振幅スペクトル  $|F(k_1, k_2)|$  および  $|G(k_1, k_2)|$  をそれぞれ極座標変換した画像  $|F_p(m_1, m_2)|$  および  $|G_p(m_1, m_2)|$  は次式で近似される。

$$\begin{aligned} |F_p(m_1, m_2)| &\equiv |\tilde{F}(r_{m_2} \cos \phi_{m_1}, r_{m_2} \sin \phi_{m_1})| \\ |G_p(m_1, m_2)| &\equiv \end{aligned} \quad (13)$$

ただし、

$$\phi_{m_1} = \frac{\pi}{N} m_1, r_{m_2} = m_2 + M$$

である。また、 $m_1, m_2$  は極座標変換画像の離散座標であり、 $m_1 = -M, \dots, M, m_2 = -M, \dots, M$  である。ここで、 $m_2$  方向（半径方向）の軸を log スケールに変換すると、極座標変換画像は、次式で表される log-polar 変換画像に変換される。

$$\begin{aligned} |F_{LP}(m_1, m_2)| &\equiv \\ |\tilde{F}((\pi \log_N r) \cos \phi, (\pi \log_N r) \sin \phi)| &\\ |G_{LP}(m_1, m_2)| &\equiv \end{aligned} \quad (14)$$

ただし、

$$\phi_{m_1} = \frac{\pi}{N} m_1, r_{m_2} = N^{\frac{2m_2+N}{2N}}$$

であり、対数の底は  $N$  としている。

式(14)を変形して整理すると、 $|F_{LP}(m_1, m_2)|$  と  $|G_{LP}(m_1, m_2)|$  の間に次式の関係が近似的に成り立つ。

$$|G_{LP}(m_1, m_2)| \equiv \left| F_{LP}(m_1 + \frac{N}{\pi} \theta, m_2 - N \log_N \lambda) \right| \quad (15)$$

式(15)から明らかである通り、2枚の画像間の回転量は  $m_1$  方向の平行移動量に、拡大縮小率は  $m_2$  方向の平行移動量に変換されている。したがって、得られた  $|F_{LP}(m_1, m_2)|$  と  $|G_{LP}(m_1, m_2)|$  に対して、位相限定相関法を適用することにより、回転量および拡大縮小率を算出することができる。

### 3.2. 回転量・拡大縮小率推定のフロー

以上の議論に基づき、実際に回転量および拡大縮小率を推定するための処理の流れを示す。

#### [ステップ 1]

離散空間画像  $f(n_1, n_2)$ ,  $g(n_1, n_2)$  に対して 2 次元 DFT を行い、 $F(k_1, k_2)$ ,  $G(k_1, k_2)$  を得る。

#### [ステップ 2]

$F(k_1, k_2)$ ,  $G(k_1, k_2)$  の振幅スペクトル  $|F(k_1, k_2)|$ ,  $|G(k_1, k_2)|$  を求める。ただし、ステップ 4において、位相限定相関法は  $|F_{LP}(m_1, m_2)|$  および  $|G_{LP}(m_1, m_2)|$  を画像とみなして推定を行うが、振幅スペクトルは低周波領域にエネルギーが集中してしまう。そこで、全周波数領域（画像全体）の情報を均等に利用するために  $|F(k_1, k_2)|$  および  $|G(k_1, k_2)|$  を対数化する。

#### [ステップ 3]

式(14)に基づき  $|F_{LP}(m_1, m_2)|$  および  $|G_{LP}(m_1, m_2)|$  を求める。このとき、 $|F(k_1, k_2)|$  および  $|G(k_1, k_2)|$  が離散空間画像であるため、極座標変換に必要な点が離散点間に存在する場合、双線形補間により求める。

#### [ステップ 4]

求めた  $|F_{LP}(m_1, m_2)|$  および  $|G_{LP}(m_1, m_2)|$  に対して位相限定相関法を適用し、 $m_1$  および  $m_2$  方向の平行移動量  $\delta_{m_1}$  および  $\delta_{m_2}$  を求め、次式により回転量と拡大縮小率を求める。

$$\text{回転量 } \theta = \frac{\pi}{N} \delta_{m_1} \quad (16)$$

$$\text{拡大縮小率 } \lambda = N^{\frac{\delta_{m_2}}{N}}$$

### 3.3. 回転量・拡大縮小率推定の高精度化

回転量および拡大縮小率を高精度に推定するためには、特に、極座標変換の高精度化が重要である。このために以下の高精度化手法が有用である。

- (i) 第 2.1 節の(i)と同様にして、画像の S/N 比を向上させる。
- (ii) 第 2.1 節の(ii)と同様にして、2 次元 DFT の循環性質の影響を抑制する。
- (iii) ステップ 3 で双線形補間により極座標変換画像に必要な点を求める場合、補間を行う点の間隔が狭いほど、補間精度が向上する。このため、ステップ 1 において 2 次元 DFT を行う前に、画像の周囲にゼロ詰めを行い、離散空間画像の分解能を向上させる。

### 4. 平行移動量、回転量、拡大縮小率推定の性能評価

一般的な工業用 CCD カメラから得られた画像に基づき、平行移動量、回転量および拡大縮小率推定の実験を行った。実験システムを図 4 に示す。対象物体として一辺が 10cm の木製の立方体およびコルクボード（回転量推定実験）を用いた。各実験方法は以下の通りである。

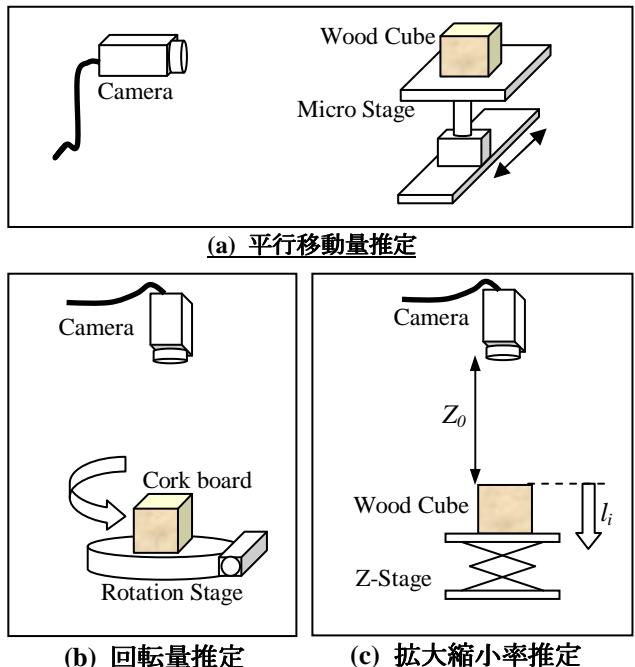


図 4 実験システムの構成

## 4.1. 平行移動量推定実験

対象物体の一面をカメラから約 70cm の距離に、カメラに平行に設置し、移動分解能 0.01mm のマイクロステージで、画像の水平方向に 0.05mm 間隔で 53 段階移動した。各段階で加算平均用に 30 枚/秒の時系列画像を撮像している。

撮像した画像から  $101 \times 101$  ピクセルの大きさで対象の一部を切り出したものを照合用画像とし、初期位置の画像を参照画像、各段階での画像を入力画像として位相限定相関法により平行移動量を推定した。精度評価において、誤差は次式により算出した。

$$\varepsilon_{Ti} = \delta_i - a_T \times \Delta_i \quad (17)$$

ただし、 $a_T$  は各段階において推定した移動量  $\delta_i$  を近似する直線の係数であり、 $\Delta_i$  はマイクロステージの移動量である。

## 4.2. 回転量推定実験

対象物体の一面をカメラから 70cm の距離に、カメラに平行、かつ、回転中心が画像中心と一致するように設置し、回転分解能 5° の回転ステージで、0~90 度まで 1 度おきに回転移動した。各段階で時系列画像を撮像している。

撮像画像から  $251 \times 251$  ピクセルの大きさで対象の一部を切り出したものを照合用画像とし、0 度の画像を参照画像、各段階での画像を入力画像として位相限定相関法により回転量を推定した。計測誤差は次式により算出した。

$$\varepsilon_{Ri} = \hat{\theta}_i - \Theta_i \quad (18)$$

ただし、 $\hat{\theta}_i$  は各段階において推定した回転量であり、 $\Theta_i$  は回転ステージの実際の回転量である。

## 4.3. 拡大縮小率推定実験

対象物体の一面をカメラから約 50cm の距離に、カメラに対して平行に設置し、ラボジャッキにより 5mm 間隔で 21 段階、カメラから遠ざかる方向に移動した。各段階で時系列画像を撮像している。撮像画像から  $251 \times 251$  ピクセルの大きさで切り

出した画像を照合用画像とし、初期位置の画像を参照画像、各段階での画像を入力画像として位相限定相関法により拡大縮小率を推定した。精度評価において、誤差は次式により算出した。

$$\varepsilon_{Si} = \hat{\lambda}_i - \frac{b}{b + \Gamma_i} \quad (19)$$

ただし、 $b$  は推定した拡大縮小率  $\lambda_i$  を近似する反比例関数のパラメータであり、Fig. 1(c)に示すようにカメラと初期位置の物体との距離を示す。また、 $\Gamma_i$  はラボジャッキによる対象物体の移動量である。

## 4.4. 実験結果

以上の実験結果を図 5~図 7 に示す。図中の “Original” はピクセルレベルの推定、“Fitting” はスペクトルウェイティング関数なしのフィッティングを行った推定、“Optimized” は、スペクトルウェイティング関数としてガウシアン関数を用いた場合の推定結果を示す。ガウシアン関数における  $\sigma$  は得られた画像の性質により最適値が変わるために、実験的に最適値を求めた。本実験の範囲では平行移動量推定では  $\sigma = 0.71$ 、回転量推定では  $\sigma = 0.72$ 、拡大縮小率推定では  $\sigma = 0.56$  の場合に誤差が最小となっている。平行移動量推定、回転量推定、拡大縮小率推定のいずれの場合においても、スペクトルウェイティング関数の適用による高精度化が有効であることが確認されている。

また、実験結果から算出した計測精度を Table 1 に示す。計測精度は最大誤差および RMS (Root Mean Square) 誤差で評価している。その結果、平行移動量は 0.0037 ピクセル、回転量は 0.0110 度、拡大縮小率は  $1.29 \times 10^{-4}$  程度の誤差で推定できることが明らかとなった。拡大縮小率に関しては、誤差計算の過程で、フィッティングパラメータ  $b$ 、すなわち対象物体からカメラまでの正確な距離も得ることができる。

表 1 推定実験結果

	Maximum error	RMS error
Translation	0.0080 [pixel]	0.0037 [pixel]
Rotation	0.0355 [deg.]	0.0110 [deg.]
Scaling	2.57E-04	1.29E-04

Result of translation estimation

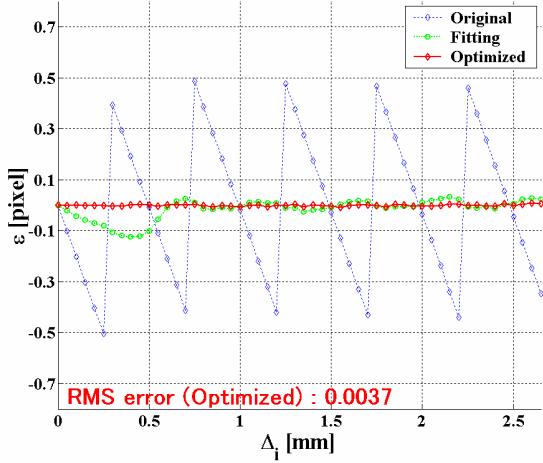


図 5 平行移動量推定結果

Result of scaling estimation

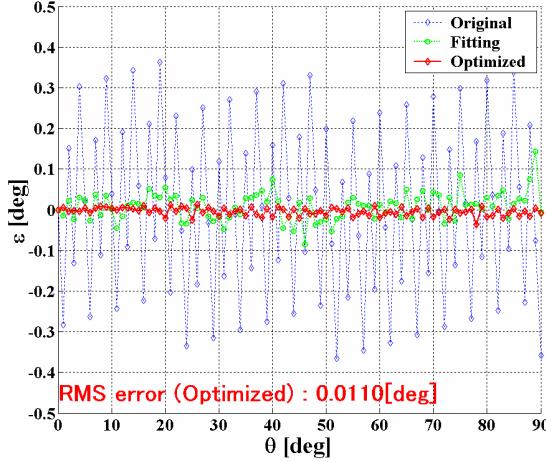


図 6 回転量推定結果

Result of scaling estimation

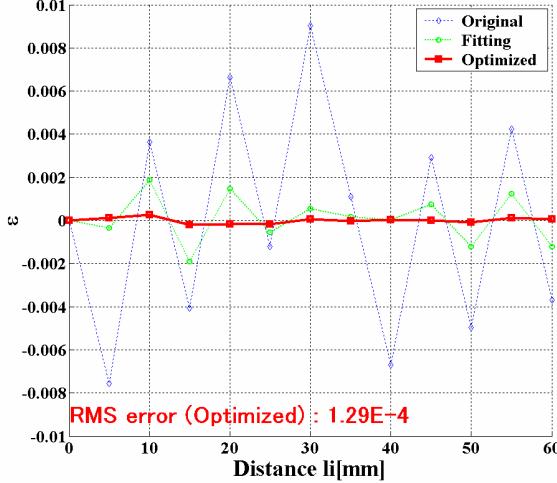


図 7 拡大縮小率推定結果

## 5. 位相限定相関法の応用展開

画像レジストレーションは図 11 に示すように、さまざまな応用が考えられる[7][8]. 位相限定相関関数を用いたレジストレーションは、実験による

性能評価により、極めて高精度であることが確認されているため、より多くの応用に対して実用に耐えうるものと考えられる. 本稿では、例として、現在検討中の応用である 3 次元計測における視差計測と超解像イメージングについて簡単に述べる.

### 5.1. 3 次元計測への応用

3 次元計測における視差計測とは、図 8 に示すように、ステレオビジョンから取り込まれた 2 枚の画像の対応する部分の平行移動量を求める問題である. 求めた平行移動量から図 9 に示すような三角測量の原理に基づき、3 次元座標を復元する.



左カメラ画像

右カメラ画像

図 8 対応点探索問題（視差計測）

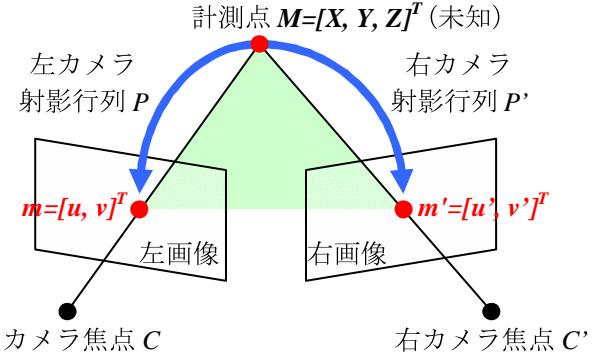


図 9 3 次元座標の復元

従来の手法では、レジストレーション精度が 1/10 程度であったために、3 次元計測の精度を上げるためににはカメラ間の間隔を大きく取る必要があり、これによるオクルージョンの発生が問題となる場合があった. 一方、位相限定相関法では、1/100 ピクセル以上の精度で視差計測が可能であるため、カメラ間の距離を短くでき、より多くの 3 次元座標が復元できる.

実際に 3 次元計測システムを構築し、実験による評価を行った結果、約 70cm 先にある物体を 1mm 以下の間隔で計測できることを明らかにしている.

## 5.2. 超解像イメージング

超解像イメージングとは、エイリアシングの発生した複数の低解像度画像から1枚の高解像度画像を復元する技術である。図10に超解像イメージングの原理を示す。

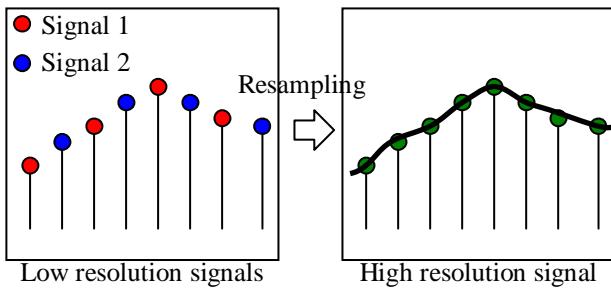


図10 超解像イメージングの原理

エイリアシングの発生した複数の画像は、画像取り込みの段階において、相互にサンプリング位置が異なる。この位置ずれ量を、位相限定相関関数を用いたレジストレーションで高精度に推定し、リサンプリングすることで、高精細化を実現する。

## 6.まとめ

本稿では位相限定相関関数を用いた高精度画像レジストレーションの原理とその高精度化手法について述べた。また、実験に基づく性能評価により平行移動量が0.0037ピクセル、回転量が0.0110度、拡大縮小率が $1.29 \times 10^4$ 程度の誤差と、極めて高精度なレジストレーションが可能であること

を明らかにした。また、応用の一例として、3次元計測と超解像イメージングについて簡単に言及した。

今後は、3次元計測、超解像イメージングのみならず、工業用位置決めセンサなど、他の応用について検討することが重要である。

## 参考文献

- [1] Lisa Gottesfeld Brown, "A survey of image registration techniques," ACM Computing Surveys, Vol.24, No 4, pp. 325-376, December 1992.
- [2] Qi Tian and Michael N. Huhun, "Algorithms for sub-pixel registration," Computer Vision, Graphics, and Image Processing, Vol. 35, No.2, pp. 220-233, August 1986.
- [3] C. D. Kuglin and D. C. Hines, "The phase correlation image alignment method," IEEE Int. Conf. on Cybernetics and Society, pp. 163-165, 1975.
- [4] 中島寛、小林孝次、青木孝文、川又政征、樋口龍雄, “位相限定相関法の原理と指紋照合への応用,” 第2回画像センシングシンポジウム講演論文集, pp.15-21, June 1996.
- [5] 佐々木慶文、瀧田健児、青木孝文、樋口龍雄, “回転およびスケール変化に不变な位相限定画像照合の性能評価,” 計測自動制御学会第45回連合講演会, 資料番号 2A2-D1
- [6] T. Kenji, T. Aoki, Y. Sasaki, T. Higuchi, K. Kobayashi, "High-Accuracy Image Registration Based on Phase-Only Correlation and Its Experimental Evaluation," Proc. IEEE Int. Symp. Intelligent Signal Processing and Communication Systems, pp.86-90, November 2002
- [7] M. A. Muquit, T. Kenji, T. Aoki, Y. Sasaki, T. Higuchi, "High-Accuracy Passive 3D Measurement Using Multi-Camera System Based on Phase-Only Correlation," Proc. IEEE Int. Symp. Intelligent Signal Processing and Communication Systems, November 2002
- [8] <http://www.higuchi.ecei.tohoku.ac.jp/poc/>.

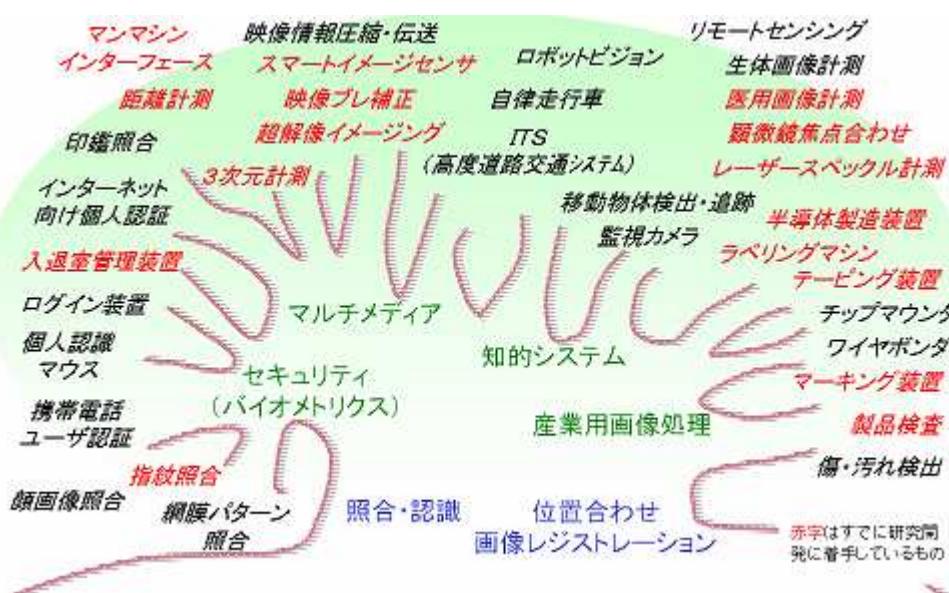


図11 位相限定相関関数を用いた高精度画像レジストレーションの応用展開