第22回 回路とシステム
軽井沢ワークショップ
The 22nd Workshop on Circuits and Systems
in Karuizawa, April 20-21, 2009

画像レジストレーションアルゴリズムの精度評価のための画像生成に関する検討

A Study of Image Generation for Performance Evaluation of Image Registration Algorithms

鈴木絢子 † 長嶋聖 ‡ 伊藤康一 † 青木孝文 †
† 東北大学大学院情報科学研究科
‡ 株式会社山武

Ayako SUZUKI† Sei NAGASHIMA‡ Koichi ITO† Takafumi AOKI†
† Graduate School of Information Sciences, Tohoku University
‡ Yamatake Corporation

1 はじめに

2 枚の画像を正確に位置合わせをする画像レジストレーション (image registration) は，画像センシング，画像・映像処理，コンピュータビジョンなどさまざまな分野において，もっとも重要な基本技術の 1 つである [1]．近年では，特に，サブピクセル精度で正確に位置合わせをする技術が注目されている．画像レジストレーションアルゴリズムには，画像中から抽出した特徴を用いて位置合わせをする特徴ベースの手法と，画像全体の情報を用いて位置合わせをする領域ベースの手法の 2 種類に分けられる．特徴ベースの手法は，コーナー検出に基づいた手法が多い．中でも，SIFT (Scale Invariant Feature Transform) を用いた手法 [2] が注目を浴びている．一方，領域ベースの手法は，画像間の非類似度に基づく SAD (Sum of Absolute Differences) や SSD (Sum of Squared Differences) [3, 4, 5] および画像間の類似度（相関）に基づく位相限定相関法 (Phase-Only Correlation: POC) [6, 7, 8] などの手法がある．

画像レジストレーションアルゴリズムの精度を評価するためには，変形パラメータが既知である画像を用いる必要がある．例えば，サブピクセルレベルの平行移動について精度評価する場合は，高解像度画像を位置ずれさせ，低域通過フィルタを適用してからダウンサンプリングさせて生成した画像や，移動ステージに乗せた物体を精密に移動させながらカメラで撮影した画像が用いられている．回転や拡大縮小などについては，カメラで撮影した画像が用いられる場合が多い．想定したパラメータ通りに移動ステージを動かし，それをカメラで撮影することで既知のパラメータで変形させた画像を取得する場合は，慎重に移動させないと誤差が入ってしまうため，画像取得にかなりの労力を必要とするだけではなく，精密な移動ステージなどの装置が必要となる．計算機上で変形させた画像は，画素の補間を必要とするため，正確にアルゴリズムの推定精度を評価することができない．

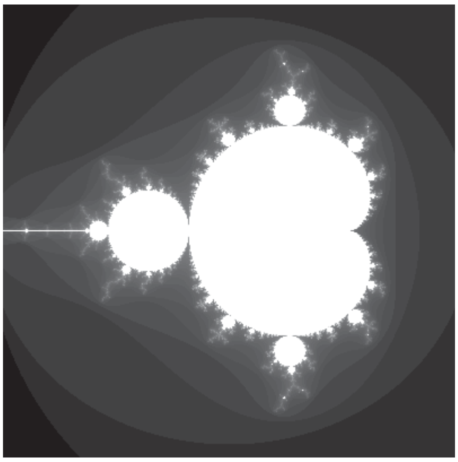


図 1: マンデルブロー集合

これに対して，本論文では，フラクタル図形の 1 つであるマンデルブロー集合 (Mandelbrot set) を利用した精度評価手法を提案する．マンデルブロー集合は，図 1 のように，ひょうたん状の図形の周りに自

己相似的な図形が無数ついた形状をしている．集合の周を拡大すると似た形が繰り返して現れるが，少しずつ形状が異なっている．マンデルブロー集合を連続空間で定義された 2 次元信号と考えれば，画素補間をすることなく，任意のパラメータで変形させた画像を生成することが可能である．また，本論文では，マンデルブロー集合から生成した画像（マンデルブロー画像）を用いてレジストレーションアルゴリズムの精度評価実験を行い，マンデルブロー画像の有用性を示す．

2　マンデルブロー画像の生成

ここでは，マンデルブロー集合からマンデルブロー画像および任意の変形パラメータで変形させた画像を生成する手順について述べる．

まず，一般的なマンデルブロー集合の生成について説明する．$x_1 + jx_2$（x_1, x_2 は実数）として与えられる複素数に対して，初期値 $z_0 = 0$ で以下に示す漸化式を計算する．

$$z_{n+1} = z_n^2 + x_1 + jx_2 \tag{1}$$

実際のマンデルブロー集合は，$n \to \infty$ の極限で無限大に発散しない複素数 $x_1 + jx_2$ の集合として定義される．これに対し，本論文では，計算時間の関係上，第 U 項までの計算に限定する．$|z_n| \geq 2$ を発散の条件として，漸化式が初めて発散したときの項を第 m 項 ($m \leq U$) とする．このとき，複素平面上の座標点 (x_1, x_2) に対する輝度値を以下の式で定義する．

$$h_c(x_1, x_2) = \begin{cases} m & \text{漸化式が発散するとき} \\ U & \text{その他のとき} \end{cases} \tag{2}$$

本論文では，$U = 1000$ とする．このようにして計算される $h_c(x_1, x_2)$ がマンデルブロー集合である．ここで，輝度圧縮のため，$h'_c(x_1, x_2) = \log\{h_c(x_1, x_2)+1\}$ として $h_c(x_1, x_2)$ の代わりに用いる．

式 (2) で計算されるマンデルブロー集合は，連続空間で定義された 2 次元信号と考えることができる．画像中心を (c_1, c_2) とし，$h'_c(x_1, x_2)$ を標本化間隔 T_1 と T_2 で標本化した離散空間画像を $h(n_1, n_2)$ とすると，$h(n_1, n_2)$ と $h'_c(x_1, x_2)$ の関係は，次式となる．

$$h(n_1, n_2) = h'_c(x_1 - c_1, x_2 - c_2)|_{x_1 = n_1 T_1, x_2 = n_2 T_2} \tag{3}$$

ただし，$n_1 = -M_1, \cdots, M_1$，$n_2 = -M_2, \cdots, M_2$ である（M_1 および M_2 は整数）．図 2 に画像中心や倍率を変化させて生成した 3 種類のマンデルブロー画像を示す．ここで，$T_1 = T_2 = D \times 10^l$ ($l = 0, 1, 2$) および $M_1 = M_2 = 200$ とする．画像中心 (c_1, c_2) と D は実験的に以下のように選んだ．

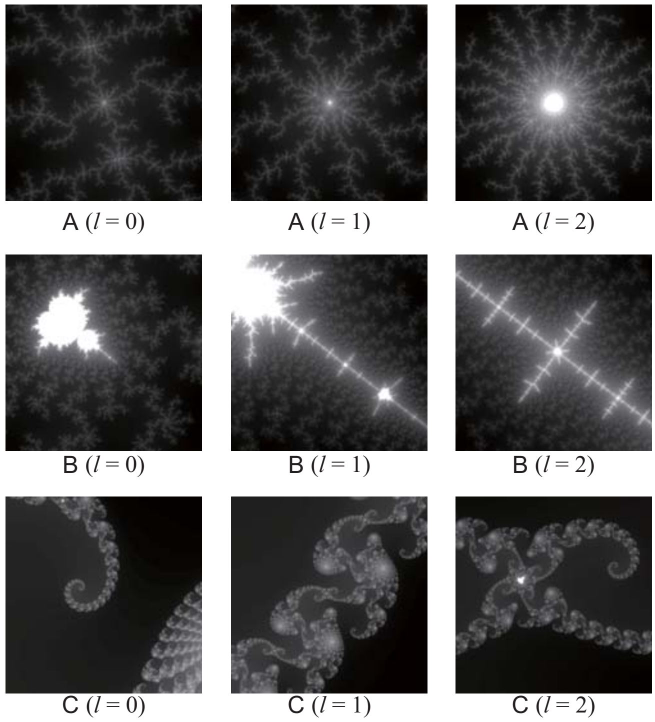


図 2: さまざまなマンデルブロー画像

A:　$D = 1.0 \times 10^{-11}$
　　$c_1 = -0.25272149866535$
　　$c_2 = 0.84996890117939$

B:　$D = 1.0 \times 10^{-7}$
　　$c_1 = -0.64868627955000$
　　$c_2 = 0.48617790435000$

C:　$D = 5.0 \times 10^{-6}$
　　$c_1 = 0.28950114650000$
　　$c_2 = 0.01346307350000$

マンデルブロー画像は，図 2 のようにマンデルブロー集合における注目点を変更するだけで異なる紋様となる．

続いて，任意のパラメータで変形させた画像の生成について述べる．本論文では，画像変形モデルとして相似変形を用いる．連続空間で定義された 2 次元信号（画像）$f_c(x_1, x_2)$ および $g_c(x_1, x_2)$ を考える．$f_c(x_1, x_2)$ を x_1 および x_2 方向にそれぞれ δ_1 および δ_2 だけ平行移動した画像を原点 $(x_1, x_2) = (0, 0)$ を中心に θ 回転し，$s (s < 1)$ 倍にスケールを変化させた画像を $g_c(x_1, x_2)$ とすると，$f_c(x_1, x_2)$ と $g_c(x_1, x_2)$

は以下の式で関係付けられる．

$$\begin{aligned} f_c(x_1,x_2) &= g_c(s(x_1-\delta_1)\cos\theta - s(x_2-\delta_2)\sin\theta, \\ &\quad s(x_1-\delta_1)\sin\theta + s(x_2-\delta_2)\cos\theta) \quad (4) \end{aligned}$$

これらの連続空間画像 $f_c(x_1,x_2)$ および $g_c(x_1,x_2)$ を標本化間隔 T_1 と T_2 で標本化した 2 次元離散空間信号（画像）をそれぞれ $f(n_1,n_2)$ および $g(n_1,n_2)$ として次式で定義する．

$$f(n_1,n_2) = f_c(x_1,x_2)|_{x_1=n_1T_1, x_2=n_2T_2} \quad (5)$$

$$\begin{aligned} g(n_1,n_2) &= g_c(x_1,x_2)|_{x_1=n_1T_1, x_2=n_2T_2} \\ &= f_c(s(x_1-\delta_1)\cos\theta - s(x_2-\delta_2)\sin\theta, \\ &\quad s(x_1-\delta_1)\sin\theta + s(x_2-\delta_2) \\ &\quad \times\cos\theta)|_{x_1=n_1T_1, x_2=n_2T_2} \quad (6) \end{aligned}$$

以上の手順でマンデルブロー集合からマンデルブロー画像が得られるが，マンデルブロー画像には，エイリアシングが生じている．そこで，エイリアシングの影響を軽減させるために，高解像度画像を生成し，低域通過フィルタを適用してからダウンサンプリングさせる．具体的には，$m_1 = -m\cdot M_1, \cdots, m\cdot M_1$，$m_2 = -m\cdot M_2, \cdots, m\cdot M_2$ として，$h(n_1,n_2)$ と比べて m 倍の周波数を持った画像 $h(m_1,m_2)$ を生成する．CCD 撮像素子の撮像特性がガウス関数で近似できることより [3]，$h(m_1,m_2)$ にガウス関数型の低域通過フィルタを適用する．最後に，周波数領域で元の画像サイズ $2M_1+1\times 2M_2+1$ ピクセルだけ低周波領域から切り取り，$h(n_1,n_2)$ を作成することで，エイリアシングの影響を軽減した画像を作成することができる．図 3 に m を変化させて生成したマンデルブロー画像を示す．

3　実験と考察

マンデルブロー画像を用いた画像レジストレーションアルゴリズムの精度評価実験について述べる．実験では，画像レジストレーションアルゴリズムとして，位相限定相関法を用いたアルゴリズムを使用する．まず，離散化により生じるエイリアシングの影響を調べる実験を行う．次に，相似変形させたマンデルブロー画像を用いた精度評価実験を行う．

3.1　画像レジストレーションアルゴリズム

実験では，(A) 位相限定相関法を用いた相似変形パラメータ推定アルゴリズム，および (B) 相似変形パラメータを繰り返し推定するアルゴリズムの 2 つを用いる．1 つめのアルゴリズムは，文献 [7] で提案されている相似変形パラメータ（平行移動・回転・拡大縮小）推定アルゴリズムである．位相限定相関法および相似変形パラメータ推定アルゴリズムの詳細については，文献 [7] を参考にされたい．2 つめのアルゴリズムは，位相限定相関法を用いた相似変形パラメータ推定アルゴリズムで繰り返し変形パラメータを推定するアルゴリズムである．図 4 にアルゴリズムのフローを示す．一般に，画像間で平行移動，回転，拡大縮小などの変形がある場合，画像間には非共通領域ができる．画像間の非共通領域は，位相限定相関法においてノイズとして働き，推定精度を低下させる要因となる．画像の変形が微小な場合は，その影響は小さいが，画像の変形が大きくなるとその影響も増大する．繰り返し推定アルゴリズムは，画像の共通領域抽出とパラメータ推定を繰り返しながら誤差を収束させることにより，高精度にパラメータを推定することができる．本論文では，繰り返し回数を 3 回とした．

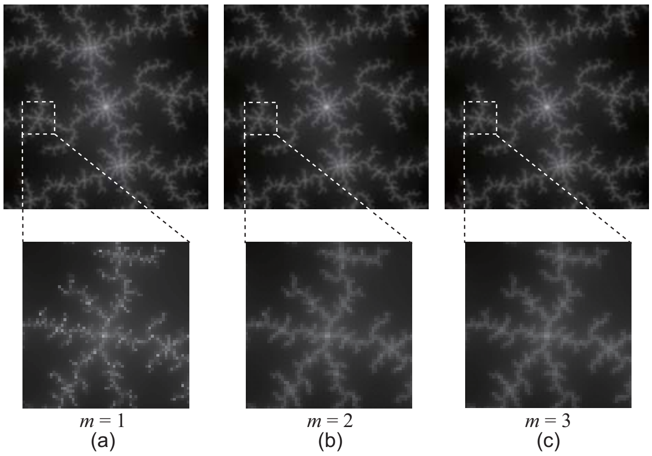


図 3: エイリアシングの影響を軽減させたマンデルブロー画像：(a) $m=1$，(b) $m=2$，(c) $m=3$

3.2　実験と考察

まず，離散化により生じるエイリアシングの影響を調べる実験を行う．具体的には，マンデルブロー画像を生成するときに，$m=1,2,3$ として，最大で 3 倍の周波数を持った高解像度画像から精度評価に使用する画像を生成し，精度評価の結果からどれくらいの周波数まで考慮すればよいか調べる．文献 [7] において，平行移動量，回転角度，拡大縮小率の推定精度を評価する実験で使用している木箱を撮影し

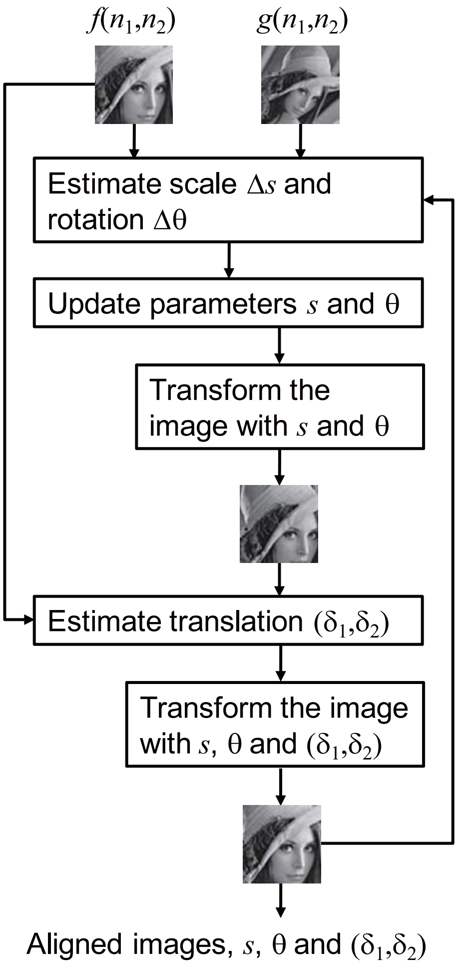


図 4: 相似変換パラメータの繰り返し推定アルゴリズムのフロー

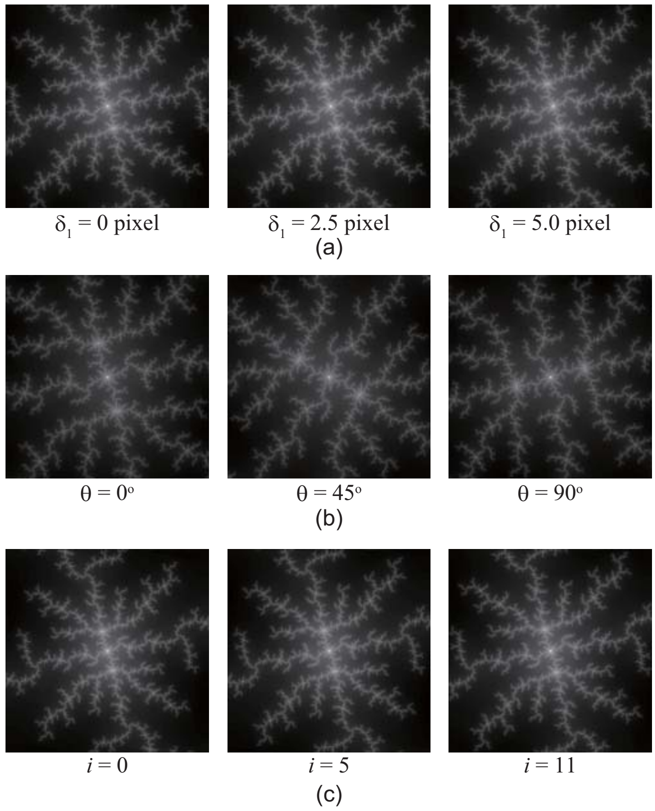


図 5: 生成したマンデルブロー画像の例：(a) 平行移動，(b) 回転，(c) 拡大縮小

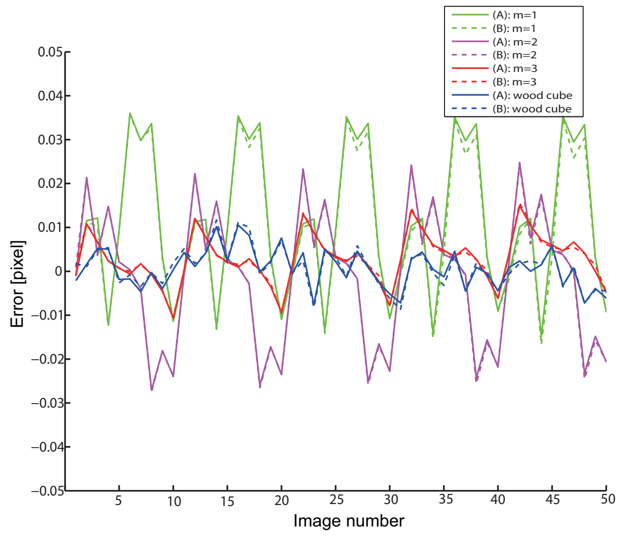
た画像と比較するために，同じ条件になるようにマンデルブロー画像を生成した．それぞれの条件は以下の通りである．

- 平行移動量：0 ピクセルから 5 ピクセルまで 0.1 ピクセル間隔で水平方向に移動させた 51 枚の画像
- 回転：0° から 90° まで 1° 間隔で回転させた 91 枚の画像
- 拡大縮小：$500/(500+5i)$ $(i=0,\cdots,11)$ で倍率を変化させた 12 枚の画像（文献 [7] では，カメラから 50cm の距離にある木箱を 5mm ずつ移動させながら撮影している）

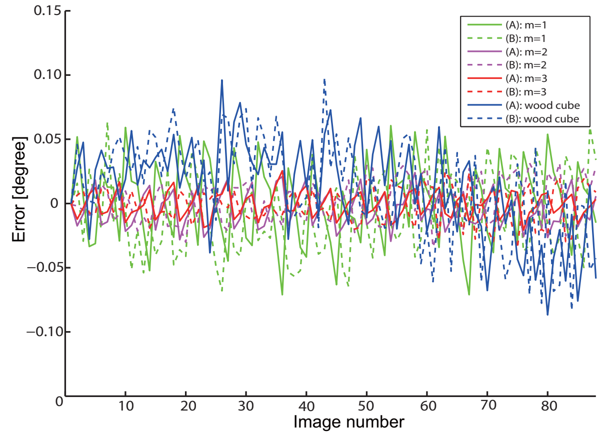
マンデルブロー画像を生成する際のパラメータは，標本化間隔を $T_1=T_2=10^{-11}$，画像中心を $c_1=-0.25272149866535$，$c_2=0.84996890117939$，画像サイズを 401×401 ピクセル $(M=200)$ とした．図 5 に生成したマンデルブロー画像の例 $(m=3)$ を示す．推定精度は，変形していない画像（0 番目の画像）と変形した画像の変形パラメータを推定し，真値（設定値）に対する推定値の誤差で評価する．また，全ての誤差から求めた RMS (Root Mean Square) 誤差も評価に用いる．

図 6 に平行移動量推定，回転角度推定，拡大縮小率推定におけるそれぞれの誤差を，表 1 に RMS 誤差を示す．図 6 を見ると，$m=1$ のときに誤差が大きくなっている．特に，平行移動量推定の場合は，$m=2$ の場合でも木箱を用いた実験の結果より悪くなっている．以上より，マンデルブロー画像を生成するときは，作成したい画像よりも 3 倍の周波数を持っている高解像度画像から作成する必要があることがわかる．

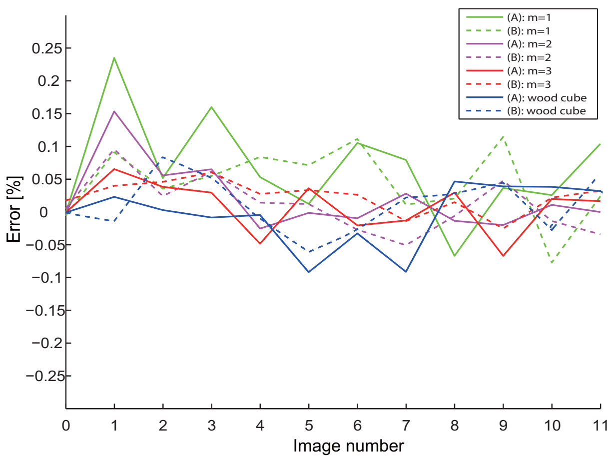
続いて，相似変形させたマンデルブロー画像を用いた精度評価実験について述べる．ここでは，図 2 の生成に用いた A, B, C のパラメータで生成した 3 種類のマンデルブロー画像を用いる．各マンデルブ



(a)



(b)



(c)

図 6: 実験結果：(a) 平行移動量推定の誤差，(b) 回転角度推定の誤差，(c) 拡大縮小率推定の誤差

表 1: RMS 誤差

		$m=1$	$m=2$	$m=3$	木箱
平行移動	(A)	0.0196	0.0150	0.0063	0.0044
[pixel]	(B)	0.0188	0.0150	0.0063	0.0046
回転	(A)	0.0316	0.0143	0.0100	0.0393
[degree]	(B)	0.0330	0.0181	0.0146	0.0416
拡大縮小	(A)	0.0844	0.0442	0.0315	0.0365
[%]	(B)	0.0582	0.0350	0.0279	0.0396

ロー画像は，表 2 の上段の変形パラメータを持つ画像として生成した．ここで，(δ_1, δ_2) が平行移動量，θ が回転角度，s が拡大縮小率を表している．図 7 に生成したマンデルブロー画像を示す．変形パラメータを推定するレジストレーションアルゴリズムは，(B) 繰り返し相似変換パラメータを推定するアルゴリズムを用いた．表 2 の中段に実験より得られた推定値を，下段に誤差を示す．この結果より，すべてのパラメータにおいて，推定値の誤差は，文献 [7] に示されているそれぞれの変形に対する誤差と同等であることがわかる．以上より，マンデルブロー集合を利用することで，任意に設定した変形パラメータ通りのマンデルブロー画像が得られ，レジストレーションアルゴリズムの精度評価にも有用であることがわかる．

4 まとめ

本論文では，フラクタル図形の 1 つであるマンデルブロー集合を利用した画像レジストレーションアルゴリズムの精度評価手法を提案した．マンデルブロー集合から生成したマンデルブロー画像を用いてレジストレーションアルゴリズムの精度評価実験を行い，マンデルブロー画像の有用性を示した．今後は，位相限定相関法以外のさまざまなレジストレーションアルゴリズムに対しても精度評価を行い，画像レジストレーションアルゴリズムの一般的な精度評価手法として確立させることを検討する．

参考文献

[1] B. Zitová and J. Flusser: “Image registration methods: A survey”, Image and Vision Computing, **21**, 4, pp. 977–1000 (2003).

[2] D. G. Lowe: “Distinctive image features from scale-invariant keypoints”, International Jour-

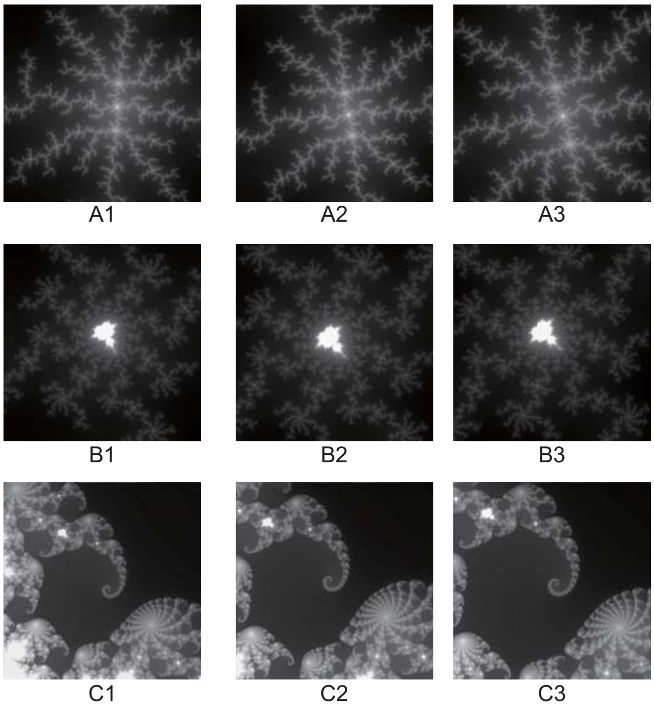


図 7: 相似変形させて生成したマンデルブロー画像の例

nal of Computer Vision, **60**, 2, pp. 91–110 (2004).

[3] 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), **J84-D-II**, 12, pp. 1409–1418 (2001).

[4] 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”, 信学論 (D-II), **J85-D-II**, 12, pp. 1791–1800 (2002).

[5] 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), **J87-D-II**, 2, pp. 554–564 (2004).

[6] H. Foroosh, J. B. Zerubia and M. Berthod: “Extension of phase correlation to subpixel registration”, IEEE Trans. Image Processing, **11**, 3, pp. 188–200 (2002).

[7] K. Takita, T. Aoki, Y. Sasaki, T. Higuchi and K. Kobayashi: “High-accuracy subpixel image registration based on phase-only correlation”, IEICE Trans. Fundamentals, **E86-A**, 8, pp. 1925–1934 (2003).

表 2: 実験結果（上段：真値（設定値）, 中段：推定値, 下段：誤差）

	(δ_1, δ_2)	θ	s
	(28.5039, 6.9342)	18.2053	1.2000
A1	(28.6173, 6.7728)	18.2165	1.2001
	(-0.1134, 0.1614)	-0.0112	-0.0001
	(27.6544, 22.1462)	5.2880	1.1000
A2	(27.6908, 22.1376)	5.3002	1.1003
	(-0.0364, 0.0086)	-0.0122	-0.0003
	(20.1641, 25.1436)	0.5892	1.5000
A3	(20.0405, 25.0360)	0.5749	1.5000
	(0.1236, 0.1076)	0.0143	0.0000
	(20.4383, 11.3844)	24.9539	1.1000
B1	(20.6274, 11.2526)	24.9599	1.1001
	(-0.1891, 0.1318)	-0.0060	-0.0001
	(15.0844, 21.2841)	12.8668	1.2000
B2	(15.1480, 21.1819)	12.8680	1.2001
	(0.0636, 0.1023)	-0.0012	-0.0001
	(9.1385, 5.6896)	5.8029	1.2000
B3	(9.1387, 5.5952)	5.8061	1.2002
	(-0.0002, 0.0944)	-0.0032	-0.0002
	(25.8003, 25.6097)	17.8069	1.1000
C1	(25.9259, 25.5086)	17.8002	1.1001
	(-0.1256, 0.10011)	0.0067	-0.0001
	(10.2591, 8.6918)	10.2358	1.3000
C2	(10.2706, 8.5224)	10.2222	1.2992
	(-0.0115, 0.1694)	0.0136	0.0008
	(29.6500, 17.4838)	12.7049	1.5000
C3	(29.6479, 17.2197)	12.7173	1.4988
	(0.0022, 0.2640)	-0.0124	0.0012

[8] S. Nagashima, T. Aoki, T. Higuchi and K. Kobayashi: “A subpixel image matching technique using phase-only correlation”, Proc. IEEE 2006 Int. Symp. Intelligent Signal Processing and Communication Systems, pp. 701–704 (2006).