

位相限定相関法に基づく電子顕微鏡画像の倍率推定アルゴリズム

長嶋 聖[†] 青木 孝文[†] 常田 るり子^{††}

[†] 東北大学大学院情報科学研究科 〒 980-8579 仙台市青葉区荒巻字青葉 6-6-05

^{††} 株式会社日立製作所中央研究所 〒 185-8601 東京都国分寺市東恋ヶ窪 1-280

E-mail: †nagasima@aoki.ecei.tohoku.ac.jp

あらまし 本稿では、位相限定相関法に基づく電子顕微鏡画像の倍率推定アルゴリズムを提案する。提案手法は、基準画像に対する入力画像の倍率および平行移動量を高精度に推定することが可能である。また、基準画像と入力画像の間の共通領域のみを抽出することによって、倍率推定精度を向上させている。マンデルブロー図形を倍率の保証された画像として用いた実験から、画像サイズ 401×401 ピクセルで約 1000 倍に拡大された画像の倍率を 16 段階（各段階の倍率は約 1.54 倍）で推定した場合、提案手法は 0.2[%] 程度の誤差で推定可能であることを示す。また、提案する倍率推定アルゴリズムを電子顕微鏡画像の倍率校正に適用した結果について示す。

キーワード 位相限定相関法、倍率推定、マンデルブロー図形、電子顕微鏡

A Scale Estimation Algorithm Based on Phase-Only Correlation for Electron Microscope Images

Sei NAGASHIMA[†], Takafumi AOKI[†], and Ruriko TSUNETA^{††}

[†] Graduate School of Information Sciences Tohoku University Aoba-yama 6-6-05, Sendai, 980-8579 Japan

^{††} Hitachi, Ltd., Central Research Laboratory Higashikojakubo 1-280, Kokubunji, 185-8601, Japan

E-mail: †nagasima@aoki.ecei.tohoku.ac.jp

Abstract This paper presents a scale estimation algorithm based on Phase-Only Correlation (POC) for electron microscope images. The proposed method can estimate the scale factor and translational displacements between a reference image and an input image with high-accuracy. Significant improvement in scale estimation performance can be achieved by extracting a common region between the reference image and input image. Experimental evaluation using the Mandelbrot picture as a precisely scale-controlled image shows that the proposed method can estimate the scale factor in approximately 0.2[%]-scale accuracy, where the image size is 401×401 [pixel], the scale factor is about 1000 and the scale is estimated with 16 stages (thus, the scale factor of each stage is about 1.54). This paper also describes an application of the proposed algorithm to magnification calibration for electron microscope images.

Key words phase-only correlation, scale estimation, mandelbrot picture, electron microscope

1. はじめに

光学顕微鏡の 1000 倍の解像力をもつ電子顕微鏡は、マイクロメートル、ナノメートルといった非常に微小な世界を映像化し、計測を可能にする。特に電子顕微鏡画像を用いた計測においては、画像の 1 ピクセルと実座標での長さを対応付ける処理（倍率校正）が計測精度に直接影響を与える。電子顕微鏡画像の倍率校正は、実座標での長さが既知の標準試料を利用する。低倍率（マイクロメートルオーダー）の領域では、半導体加工技術によって作成されたカーボングレーティングを用いる。高倍率（ナノメートルオーダー）の領域では、原子格子を用いる。その

間の相対倍率で 1000 倍程度の領域では、適切な標準試料が存在しないことから直接的に倍率校正をすることが困難となっている。そこで、筆者らは、倍率校正された領域の画像と倍率校正されていない領域の画像との間の相対倍率を画像解析を使って推定することで、標準試料が存在しない領域での倍率校正を実現することを検討している。ここで、相対倍率が大きい場合には、画像解析で直接的に倍率を求めることが困難であるため、推定可能な画像ペア（倍率 1~2 倍）を撮影し、多段階で倍率を推定する必要がある。このとき、各段階での倍率推定誤差が蓄積するため、高精度な倍率推定手法が必要不可欠である。

これらの要求に答えるため、本稿では、位相限定相関法

(Phase-Only Correlation: POC)に基づく電子顕微鏡画像の倍率推定アルゴリズムを提案する。POCとは、筆者らの研究グループによって開発された画像マッチング手法である[1], [2]。POCを用いることで、画像間の平行移動量を0.01[ピクセル]、回転量を0.03[度]、拡大縮小率を0.02[%]と極めて高い精度で推定可能である[1]。特に、本提案手法では、基準画像と入力画像の間の共通領域のみを抽出することによって、精度向上を実現している。更に、本稿では、倍率推定アルゴリズムの評価を目的として、倍率の保証された画像をマンデルブロー図形によって生成する方法を提案する。マンデルブロー図形を用いた実験から、大きさ 401×401 ピクセルで約1000倍に拡大された画像の倍率を16段階（各段階の倍率は1.54倍）で推定した場合、提案手法は0.2[%]程度の誤差で推定可能であることを示す。また、提案する倍率推定アルゴリズムを電子顕微鏡画像の倍率解析に適用した結果について示す。

2. 位相限定相関法に基づく画像マッチング

本章では、位相限定相関法(Phase-Only Correlation: POC)を用いて画像間の平行移動量・回転量・拡大縮小率を推定する手法について述べる。まず、POCを用いて画像間の平行移動量をサブピクセルレベルで推定する手法[1]について述べる。次に、その手法を拡張し画像間の回転量・拡大縮小率を推定する手法[1], [3]について述べる。

2.1 POCに基づく平行移動量推定

大きさ $N_1 \times N_2$ ピクセルの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 $n_1 = -M_1, \dots, M_1$ および $n_2 = -M_2, \dots, M_2$ とし、画像信号の大きさを $N_1 = 2M_1 + 1$ ピクセルおよび $N_2 = 2M_2 + 1$ ピクセルとする。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 $G(k_1, k_2)$ とする。ただし、 $k_1 = -M_1, \dots, M_1$, $k_2 = -M_2, \dots, M_2$ である。このとき、合成位相スペクトル $R(k_1, k_2)$ は次のように定義される。

$$R(k_1, k_2) = \frac{F(k_1, k_2)\overline{G(k_1, k_2)}}{|F(k_1, k_2)\overline{G(k_1, k_2)}|} \quad (1)$$

ここで、 $\overline{G(k_1, k_2)}$ は $G(k_1, k_2)$ の複素共役である。POC関数 $r(n_1, n_2)$ は $R(k_1, k_2)$ の2次元離散フーリエ逆変換（以下では2次元IDFTと呼ぶ）として、次のように表される。

$$\begin{aligned} r(n_1, n_2) &= \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{k_1=-M_1}^{M_1} \sum_{k_2=-M_2}^{M_2} R(k_1, k_2) W_{N_1}^{-k_1 n_1} W_{N_2}^{-k_2 n_2} \end{aligned} \quad (2)$$

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 だけ微小移動した画像は $s_c(x_1 - \delta_1, x_2 - \delta_2)$ 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画像をそれぞれ $f(n_1, n_2)$ と $g(n_1, n_2)$

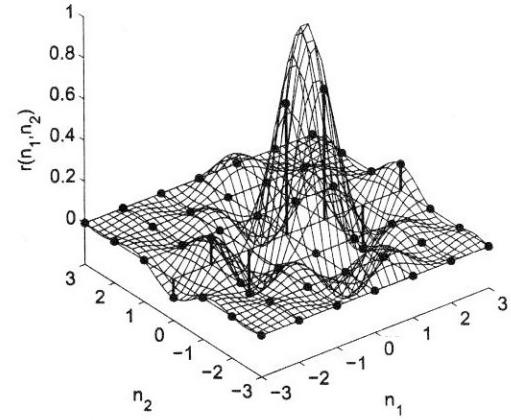


図1 ピーク近傍のデータ点に対して相関ピークモデルをフィッティングした例

とし、次式で定義する。

$$\begin{aligned} f(n_1, n_2) &= s_c(x_1, x_2)|_{x_1=n_1 T_1, x_2=n_2 T_2} \\ g(n_1, n_2) &= s_c(x_1 - \delta_1, x_2 - \delta_2)|_{x_1=n_1 T_1, x_2=n_2 T_2} \end{aligned}$$

ただし、 $n_1 = -M_1, \dots, M_1$, $n_2 = -M_2, \dots, M_2$ とする。このとき、 $f(n_1, n_2)$ および $g(n_1, n_2)$ に関するPOC関数は次式で与えられる[1]。

$$\begin{aligned} r(n_1, n_2) &\simeq \frac{\alpha}{N_1 N_2} \frac{\sin\{\pi(n_1 + \delta_1)\}}{\sin\{\frac{\pi}{N_1}(n_1 + \delta_1)\}} \frac{\sin\{\pi(n_2 + \delta_2)\}}{\sin\{\frac{\pi}{N_2}(n_2 + \delta_2)\}} \end{aligned} \quad (3)$$

ここで、 $\alpha \leq 1$ である。上式は、画像間に微小移動量 δ_1 と δ_2 がある場合のPOC関数の一般形を表している。相関ピークの座標は画像間の移動量を表し、相関ピークの高さ α は画像間の類似度の指標となる。画像の微小変化によって α の値が変化する。このように微小移動した2枚の同一の画像のPOC関数は1ピクセルの幅の急峻なピークを持つため、画像マッチングにおけるロバスト性と移動量推定の精度がきわめて高い。

以下では、POC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な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POC関数を計算することによって得られる $r(n_1, n_2)$ は、 $n_1 = -M_1, \dots, M_1$ および $n_2 = -M_2, \dots, M_2$ の離散点のみのデータである。このとき、式(3)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。図1は、相関ピーク近傍に対して式(3)をフィッティングした例を示している。

(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。そのため、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。

$$w(n_1, n_2) = \frac{1 + \cos(\frac{\pi n_1}{M_1})}{2} \frac{1 + \cos(\frac{\pi n_2}{M_2})}{2} \quad (4)$$

(iii) スペクトルの重み付け関数の適用によるエイリアシングとノイズの影響の低減

一般に自然画像では、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合成位相スペクトル $R(k_1, k_2)$ に対して低周波領域を強調するスペクトル重み付け関数 $H(k_1, k_2)$ を適用することで、信頼性の低い高周波領域を除去し高精度化が実現できる [1]。本稿では、次式で与えられる低域通過型のスペクトル重み付け関数 $H(k_1, k_2)$ を適用する。

$$H(k_1, k_2) = \begin{cases} 1 & |k_1| \leq U_1, |k_2| \leq U_2 \text{ のとき} \\ 0 & \text{その他のとき} \end{cases} \quad (5)$$

ここで、 U_1 および U_2 はそれぞれ $0 \leq U_1 \leq M_1$ および $0 \leq U_2 \leq M_2$ を満たす整数である。このとき、式 (3) は次のように表せる。

$$\begin{aligned} r(n_1, n_2) \\ \simeq \frac{\alpha}{N_1 N_2} \frac{\sin\left\{\frac{V_1}{N_1} \pi (n_1 + \delta_1)\right\}}{\sin\left\{\frac{\pi}{N_1} (n_1 + \delta_1)\right\}} \frac{\sin\left\{\frac{V_2}{N_2} \pi (n_2 + \delta_2)\right\}}{\sin\left\{\frac{\pi}{N_2} (n_2 + \delta_2)\right\}} \end{aligned} \quad (6)$$

ここで、 $V_1 = 2U_1 + 1$, $V_2 = 2U_2 + 1$ である。スペクトル重み付け関数を適用した場合は、フィッティングには式 (6) を用いる。特に、本稿では、 $U_1/M_1 = U_2/M_2 = 0.5$ としている。

2.2 POC に基づく回転量・拡大縮小率の推定

連続空間で定義された 2 次元画像 $f_c(x_1, x_2)$ を考える。ここで、 x_1 および x_2 は実数である。 $f_c(x_1, x_2)$ 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、その画像の原点を中心で角度 θ 回転し、 s 倍に拡大した画像を $g_c(x_1, x_2)$ とする。このとき、連続空間画像 $g_c(x_1, x_2)$ は以下の式で表される。

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

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 で標本化した離散空間画像をそれぞれ $f(n_1, n_2)$ と $g(n_1, n_2)$ とし、次式で定義する。

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

ここで、 $x_1 = n_1 T_1$, $x_2 = n_2 T_2$ とする。以下では単純化するため、 $M_1 = M_2 = M$, $N_1 = N_2 = N$, $T_1 = T_2 = 1$ とする。連続空間画像 $f_c(x_1, x_2)$ の 2 次元フーリエ変換を $F_c(\Omega_1, \Omega_2)$ とし、離散空間画像 $f(n_1, n_2)$ および $g(n_1, n_2)$ の 2 次元 DFT をそれぞれ $F(k_1, k_2)$ および $G(k_1, k_2)$ とすると、以下の関係式が成り立つ。

$$\begin{aligned} |F(k_1, k_2)| &\simeq |F_c(\Omega_1, \Omega_2)| \\ |G(k_1, k_2)| &\simeq \frac{1}{s^2} \left| F_c \left(\frac{1}{s} (\Omega_1 \cos \theta - \Omega_2 \sin \theta), \right. \right. \\ &\quad \left. \left. \frac{1}{s} (\Omega_1 \sin \theta + \Omega_2 \cos \theta) \right) \right| \end{aligned}$$

ここで、 $k_1 = k_2 = -M, \dots, M$, $\Omega_1 = 2\pi k_1 / N$, $\Omega_2 =$

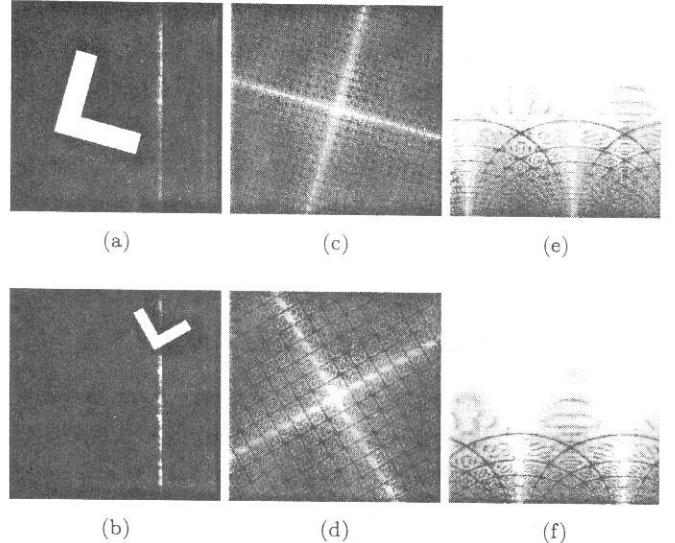


図 2 回転量および拡大縮小率の推定で生成される各ステップの画像：

(a) $f(n_1, n_2)$, (b) $g(n_1, n_2)$, (c) $\log(|F(k_1, k_2)| + 1)$, (d) $\log(|G(k_1, k_2)| + 1)$, (e) $|F_{LP}(l_1, l_2)|$, (f) $|G_{LP}(l_1, l_2)|$

$2\pi k_2 / N$ とする。したがって、振幅スペクトル $|F(k_1, k_2)|$ および $|G(k_1, k_2)|$ を用いて画像の回転および拡大縮小のみを取り扱うことができる。

離散空間画像 $F_{LP}(l_1, l_2)$ および $G_{LP}(l_1, l_2)$ をそれぞれ $F(k_1, k_2)$ および $G(k_1, k_2)$ の Log-Polar 変換とする。ただし、 $l_1 = -M, \dots, M$ および $l_2 = -M, \dots, M$ とする。このとき、 $|F_{LP}(l_1, l_2)|$ および $|G_{LP}(l_1, l_2)|$ は以下の式で表される。

$$|F_{LP}(l_1, l_2)| \simeq |F_c(r\pi \cos \phi, r\pi \sin \phi)| \quad (7)$$

$$|G_{LP}(l_1, l_2)| \simeq \frac{1}{s^2} \left| F_c \left(\frac{r}{s} \pi \cos(\phi + \theta), \frac{r}{s} \pi \sin(\phi + \theta) \right) \right| \quad (8)$$

ただし、 $\phi = l_1 \pi / N$ および $r = N^{(2l_2+2M+1)/2N}$ である。式 (7) および式 (8) から、以下の関係式が成り立つ。

$$|G_{LP}(l_1, l_2)| \simeq \frac{1}{s^2} \left| F_{LP} \left(l_1 + \frac{N}{\pi} \theta, l_2 - N \log_N s \right) \right| \quad (9)$$

上式において、元の画像 $f(n_1, n_2)$ および $g(n_1, n_2)$ 間の回転量 θ と拡大縮小率 s が、画像 $F_{LP}(l_1, l_2)$ および $G_{LP}(l_1, l_2)$ 間の平行移動量 $(N\theta/\pi, -N \log_N s)$ に変換されていることがわかる。したがって、2.1 で述べた POC に基づく平行移動量推定を行うことで元の画像 $f(n_1, n_2)$ および $g(n_1, n_2)$ の回転量 θ と拡大縮小率 s を推定することができる。実際に Log-Polar 変換を用いて変換画像を生成する場合、非整数値座標の画素を補間して推定する必要がある。本稿では、Log-Polar 変換をする際に文献 [1] の手法を適用し、補間の精度を向上させている。

以下に回転量および拡大縮小率を推定する手順を示す。また、図 2 に推定手順の各ステップで得られる画像を図示する。

Step 1: 画像 $f(n_1, n_2)$ および $g(n_1, n_2)$ の 2 次元 DFT $F(k_1, k_2)$ および $G(k_1, k_2)$ をそれぞれ計算する。

Step 2: 振幅スペクトル $|F(k_1, k_2)|$ および $|G(k_1, k_2)|$ を計算する。自然画像では、そのエネルギーの大部分が低周波領域に集中し、高周波成分のエネルギーは相対的に小さいことが知ら

れている。したがって、 $|F(k_1, k_2)|$ および $|G(k_1, k_2)|$ の代わりに、 $\log(|F(k_1, k_2)| + 1)$ および $\log(|G(k_1, k_2)| + 1)$ を用いる。

Step 3: Log-Polar 変換 $|F_{LP}(l_1, l_2)|$ および $|G_{LP}(l_1, l_2)|$ を計算する。

Step 4: $|F_{LP}(l_1, l_2)|$ および $|G_{LP}(l_1, l_2)|$ 間の平行移動量を POC 関数を用いて推定することにより、回転量 θ および拡大縮小率 s を求める。

□

3. 電子顕微鏡画像の倍率推定アルゴリズム

ここでは、電子顕微鏡画像の倍率を高精度に求める倍率推定アルゴリズムについて述べる。本稿で提案するアルゴリズムは、あらかじめ与えられている電子顕微鏡の指定倍率（誤差士5[%]）を初期値としてより正確な倍率を求める手法である。

電子顕微鏡画像は、平行移動と倍率変化により、画像間に非共通領域が含まれる。画像間の非共通領域は POC 関数においてノイズとして働き、推定精度を低減させる。本稿では、高精度な倍率推定を実現するため、画像間の共通領域を正確に推定しその領域のみを用いて倍率推定を行う。画像の共通領域は、画像間の平行移動を表すパラメータ $\delta = (\delta_1, \delta_2)$ および倍率変化を表すパラメータ s によって求められる。画像間の倍率は共通領域を表すパラメータに含まれるため、ここでは、画像間の共通領域を正確に推定するアルゴリズムについて述べる。

共通領域推定アルゴリズムは、入力の変形パラメータ (s_t, δ_t) を用いて画像間の共通領域を抽出した画像を生成し、その画像を用いて変形パラメータ (s_{t+1}, δ_{t+1}) を再度求める。ここで t は繰り返し推定の回数である。ここで、初期パラメータとして s_0 は電子顕微鏡の指定倍率、 δ_0 は $\mathbf{0}$ としている。

共通領域推定アルゴリズム

入力:

画像 $f(n_1, n_2)$, $g(n_1, n_2)$

画像間の変形パラメータ (s_t, δ_t)

出力:

画像間の変形パラメータ (s_{t+1}, δ_{t+1})

Step 1:

画像 $g(n_1, n_2)$ を s_t 倍に拡大し、 δ_t だけ平行移動した画像 $g_{s_t, \delta_t}(n_1, n_2)$ を生成する。

Step 2: 画像 $f(n_1, n_2)$ と画像 $g_{s_t, \delta_t}(n_1, n_2)$ の中心から画像サイズ $N \times N$ ピクセルで切り出して部分画像 $f'(n_1, n_2)$ と $g'_{s_t, \delta_t}(n_1, n_2)$ を得る。

Step 3: 画像 $f'(n_1, n_2)$ と画像 $g'_{s_t, \delta_t}(n_1, n_2)$ 間の倍率 s' を 2.2 で述べた方法で求める。

Step 4: 画像 $f(n_1, n_2)$ と画像 $g(n_1, n_2)$ の倍率 $s_{t+1} = s_t \times s'$ を計算する。

Step 5: 画像 $g(n_1, n_2)$ を s_{t+1} 倍に拡大し、 δ_t だけ平行移動した画像 $g_{s_{t+1}, \delta_t}(n_1, n_2)$ を生成する。

Step 6: 画像 $f(n_1, n_2)$ と画像 $g_{s_{t+1}, \delta_t}(n_1, n_2)$ の中心から画像サイズ $N \times N$ ピクセルで切り出して部分画像 $f'(n_1, n_2)$ と $g'_{s_{t+1}, \delta_t}(n_1, n_2)$ を得る。

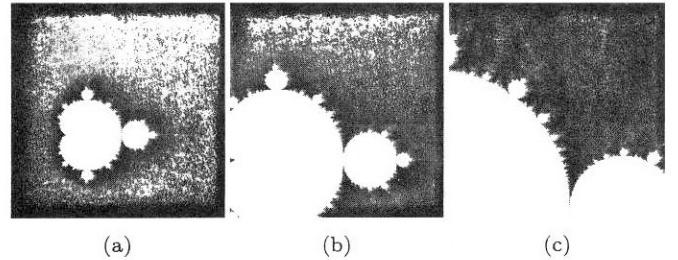


図 3 マンデルブロー図形：(a) 基準画像 $f'_c(x_1, x_2)$ 、(b) (a) を 2 倍に拡大した画像、(c) (a) を 4 倍に拡大した画像

Step 7: 画像 $f'(n_1, n_2)$ と画像 $g'_{s_{t+1}, \delta_t}(n_1, n_2)$ 間の平行移動量 δ_{t+1} を 2.1 で述べた方法で求める。

□

本稿では、倍率推定する際に、共通領域推定アルゴリズムを 3 回繰り返している。また、画像の拡大・平行移動をする際には、双三次補間を用いている。

4. マンデルブロー図形を用いた性能評価

電子顕微鏡画像の倍率推定においては、1000 倍程度に拡大された画像を取り扱う。実際の電子顕微鏡画像では正確な倍率がわからないため、アルゴリズムの純粋な評価を行うためには倍率が既知の画像が必要となる。ここでは、任意の倍率において同様の複雑性を持つマンデルブロー図形に注目し、倍率の保証された画像（以下では倍率保証画像とする）の生成方法を提案する。また、生成された倍率保証画像を用いて 3. で提案した倍率推定アルゴリズムを評価する。

4.1 マンデルブロー図形を用いた倍率保証画像の生成

$x_1 + jx_2$ (x_1, x_2 は実数) として与えられる複素数に対して、初期値を $z_0 = 0$ として漸化式 $z_{n+1} = z_n^2 + x_1 + jx_2$ を第 U 項目まで計算する。 $|z_n| \geq 2$ を発散の条件として、漸化式が始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) に対する輝度を以下の式で定義する。

$$f_c(x_1, x_2) = \begin{cases} m & \text{漸化式が発散するとき} \\ U & \text{その他のとき} \end{cases} \quad (10)$$

本稿では $U = 1000$ としている。このようにして計算される $f_c(x_1, x_2)$ がマンデルブロー図形である。ここで、輝度圧縮のため、実際には $f_c(x_1, x_2)$ の変わりに $f'_c(x_1, x_2) = \log\{f_c(x_1, x_2) + 1\}$ を用いている。図 3 に実際に生成されたマンデルブロー図形を示す。

4.2 実験方法

式 (10) で計算されるマンデルブロー図形は、連続空間で定義された 2 次元信号を考えることができる。ここで、画像中心を (c_1, c_2) とし $f_c(x_1, x_2)$ を標本化間隔 T_1 と T_2 で標本化した離散空間画像を $f(n_1, n_2)$ とし、次式で与える。

$$f(n_1, n_2) = f_c(x_1 - c_1, x_2 - c_2)|_{x_1=n_1T_1, x_2=n_2T_2} \quad (11)$$

ただし、 $n_1 = -M_1, \dots, M_1$, $n_2 = -M_2, \dots, M_2$ とする。ここで、画像番号を $i = 0, 1, 2, \dots, L$ とし、 $L + 1$ 枚の画像シー

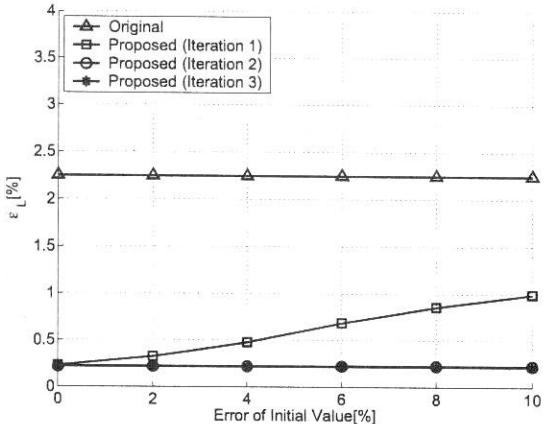


図 4 初期値を変化させた場合の推定誤差

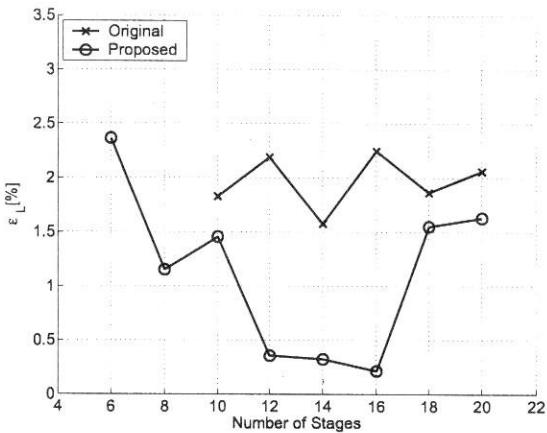


図 5 推定段数を変化させた場合の誤差

ケンス $f_i(n_1, n_2)$ を式 (11) から生成する。以下は生成に用いるパラメータである。

$$T_1 = T_2 = \frac{0.01}{1024^{\frac{i}{L}}}$$

$$M_1 = M_2 = 200$$

$$c_1 = -0.38386718750000$$

$$c_2 = 1.25525390625000$$

このようにして生成される画像シーケンスは、画像 $f_0(n_1, n_2)$ から $f_L(n_1, n_2)$ まで等間隔の倍率となっている。また、画像 $f_0(n_1, n_2)$ と $f_L(n_1, n_2)$ の間の倍率は、 L の値に依存することなく常に 1024 となる。生成された画像シーケンスに対して、画像 $f_i(n_1, n_2)$ と $f_{i+1}(n_1, n_2)$ との倍率 S_i を 3. で提案した手法を用いて推定する。全体の倍率を推定するには L 段階の倍率推定が必要となる。このとき、真の倍率に対する全体の倍率推定誤差を ϵ_L として以下の式で与える。

$$\epsilon_L = \left(\frac{\prod_{i=0}^{L-1} S_i}{1024} - 1 \right) \times 100 \quad (12)$$

4.3 実験結果と考察

図 4 は L を 16 にして、3. で提案したアルゴリズムの倍率の初期値（以下では単に初期値と呼ぶ）を変化させた場合の誤差を評価した。横軸に真の倍率に対する初期値の誤差、縦軸に倍率推定誤差 ϵ_L をプロットした。ここで、“Original” は 2.2

述べたアルゴリズム、“Proposed” は 3. で提案した倍率推定アルゴリズムである。“Iteration 1”, “Iteration 2”, “Iteration 3” は共通領域推定アルゴリズムの繰り返し回数を、それぞれ 1 ~ 3 回に変化させたときの結果である。“Original” については初期値にアルゴリズムが依存しないため、すべて結果が等しいが、誤差が 2.24[%] と非常に大きくなっている。一方、“Proposed”的場合には、初期値が真の値から 10[%] 程度ずれた場合にも、繰り返して推定の効果で結果が安定している。

図 5 は L の値を横軸に、縦軸に倍率推定誤差 ϵ_L をプロットした。“Original” は 2.2 で述べたアルゴリズム、“Proposed” は 3. で提案した倍率推定アルゴリズムである。各アルゴリズムにおいて 5[%] 以上の誤差が生じた点を倍率推定に失敗した点として、プロットからは除外している。図 5 の結果から、推定段数を増やすことで結果が安定する傾向が見られる。これは、推定段数を増やすと 1 段階で推定する際の画像間の相対倍率が小さくなり、共通領域が増大するからである。しかし、推定段数が増加すると蓄積誤差も増加するため、12 ~ 16 段階で推定した場合の結果がよくなった。また、推定段数を減らすと、推定に失敗することがわかった。これは、画像間の共通領域が小さくなりすぎたのが原因と考えられる。最終的に、1024 倍に拡大された画像サイズ 401×401 ピクセルの画像であれば 0.217[%] の誤差で推定できることがわかった。この結果から、提案アルゴリズムは約 10 倍の精度向上を実現している。

5. 電子顕微鏡画像を用いた実験

本章では、3. で提案した倍率推定アルゴリズムを電子顕微鏡画像の倍率解析に応用する。

5.1 実験方法

本実験では、走査透過電子顕微鏡で金蒸着カーボンを撮影した画像を用いた。マイクロメートルオーダの倍率を基準として、40 段階で約 330 倍に拡大された画像を生成した（画像サイズは 640×480 ピクセル）。各段階での電子顕微鏡の指定倍率は 1.1 ~ 1.25 倍である。それぞれの段階では 2 種類の検出器（TE = 透過電子線、ZC = 散乱電子線）を用いて画像を取得した。このとき、真の倍率は不明であるが、2 つの検出器から得られた画像の相対倍率は等しいことが保証されている。図 6 に検出器 TE から得られた画像を示す。それぞれ 1, 8, 15, 22, 29, 36 番目の画像である。ここで、 i 番目に取得した画像を $f_i^{TE}(n_1, n_2)$, $f_i^{ZC}(n_1, n_2)$ とする。 i 番目と $i+1$ 番目の画像との推定倍率をそれぞれ、 S_i^{TE} , S_i^{ZC} とし、電子顕微鏡の指定倍率を S_i^{EM} する。ここで、 S_i^{TE} , S_i^{ZC} , S_i^{EM} の 3 つ値の等価性を評価した。 S_i^{EM} に対する S_i^{TE} および S_i^{ZC} の誤差をそれぞれ ϵ_i^{TE} および ϵ_i^{ZC} として以下の式で与える。

$$\epsilon_i^{TE} = \left(\frac{S_i^{TE}}{S_i^{EM}} - 1 \right) \times 100 \quad (13)$$

$$\epsilon_i^{ZC} = \left(\frac{S_i^{ZC}}{S_i^{EM}} - 1 \right) \times 100 \quad (14)$$

倍率推定には、3. で提案した倍率推定アルゴリズムを用いた。ここで、切り出す画像サイズは 401×401 ピクセルとしている。

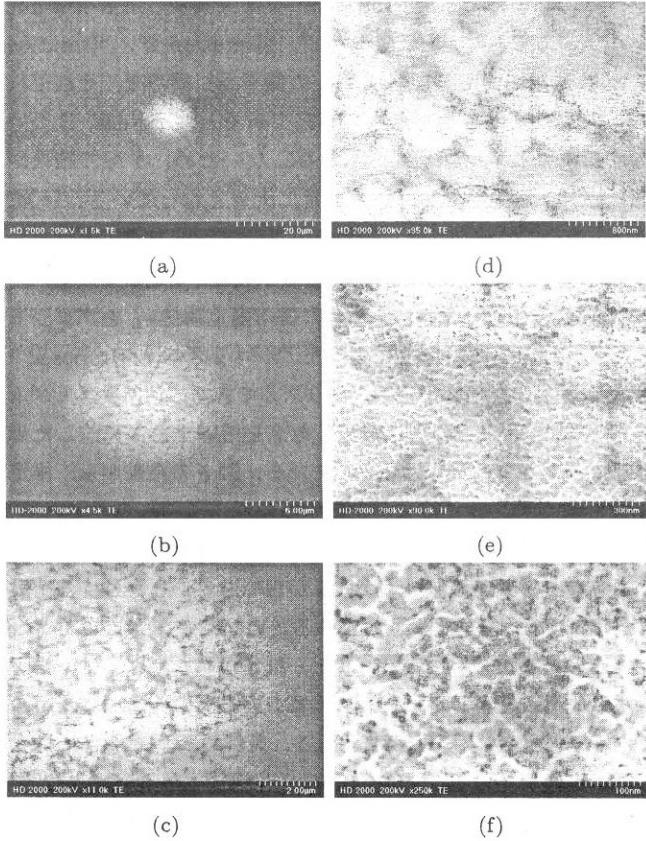


図 6 透過電子線を検出して得られた画像：(a)～(h) はそれぞれ 1, 8, 15, 22, 29, 36 番目の画像に対応

5.2 実験結果と考察

図 7 は横軸に画像番号 i を、縦軸に電子顕微鏡の指定倍率に対する誤差をプロットした。 (a) は ϵ_i^{TE} を、(b) は ϵ_i^{ZC} を、(c) は ϵ_i^{TE} と ϵ_i^{ZC} を同時にプロットした。この結果から、画像番号 17 番と 32 番に注目すると、2 つの誤差が同時にプラス方向にふれている。2 種類の画像において同様の結果が得られているため、この結果は電子顕微鏡の指定倍率 S_i^{EM} がこの領域で、系統的な誤差を持っていると考えられる。特にこの領域では、電子顕微鏡の倍率を調整する制御回路の切替えが行われており、この結果は、制御回路の切替え誤差を検出したと考えられる。

6. むすび

本稿では、電子顕微鏡画像の高精度な倍率解析を目的として位相限定相関法に基づく倍率推定アルゴリズムを提案した。提案する倍率推定アルゴリズムは、基準画像と入力画像の間の共通領域のみを抽出することによって、倍率推定精度を向上させている。マンデルブロー図形を用いた実験から、画像サイズ 401×401 ピクセルで約 1000 倍に拡大された画像の倍率を 16 段階（各段階の倍率は 1.54 倍）で推定した場合、提案手法は 0.2[%] 程度の誤差で推定可能であることがわかった。今後は、さまざまな電子顕微鏡画像に本アルゴリズムを適用してアルゴリズムのロバスト性について検討していきたいと考えている。

文 献

- [1] K. Takita, T. Aoki, Y. Sasaki, T. Higuchi, and K. Kobayashi. High-accuracy subpixel image registration

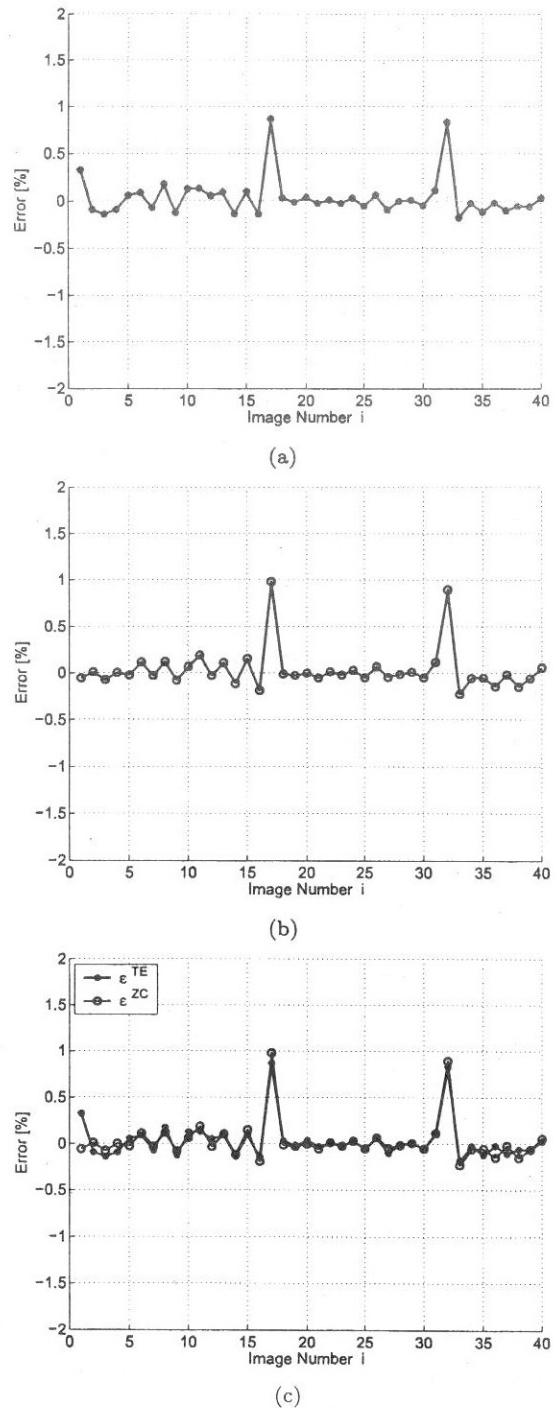


図 7 電子顕微鏡の指定倍率に対する誤差: (a) ϵ_i^{TE} , (b) ϵ_i^{ZC} , (c) ϵ_i^{TE} と ϵ_i^{ZC}

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.

- [2] K. Takita, M. A. Muquit, T. Aoki, and T. Higuchi. A sub-pixel correspondence search technique for computer vision applications. *IEICE Trans. Fundamentals*, Vol. E87-A, No. 8, pp. 1913–1923, August 2004.
[3] Q. Chen, M. Defrise, and F. Deconinck. Symmetric phase-only matched filtering of Fourier-Mellin transforms for image registration and recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 16, No. 12, pp. 1156–1168, December 1994.