

楕円パラメータによるテクスチャ画像の回転角と拡大率の検出

劉曉民 吉田靖夫
京都工芸繊維大学工芸学部電子情報工学科
606 京都市左京区松ヶ崎

あらまし

テクスチャ画像が回転または拡大を受けたときに、その回転角と拡大率を求める。画像を3予測係数をもつ非因果性確率モデルに当てはめると、スペクトル密度関数は原点付近で楕円形等高線となる。この楕円を表す3つの楕円パラメータ、すなわち、離心率、平均半径、主軸方向を求める。画像の回転角は主軸方向の差で、拡大率は平均半径の比で検出される。合成画像と自然画像に対して実験した結果は、回転角、拡大率ともに良好な結果であった。

和文キーワード テクスチャ画像, 非因果性確率モデル, スペクトル密度, 楕円形等高線, 楕円パラメータ

Detection of Scaling Factor and Rotation Angle of Textured Images Using Elliptical Parameters

Xiaomin LIU Yasuo YOSHIDA
Dept. of Electronics and Information Science,
Kyoto Institute of Technology
Matsugasaki, Sakyo, Kyoto, 606, JAPAN

Abstract

This paper presents a method for detecting a scaling factor and a rotation angle of a textured image based on its statistical properties. A noncausal stochastic image model with three coefficients is applied to the image. The spectral density function of the model has an elliptical contour line near the center of the spectral plane. When the image is rotated or scaled, the elliptical shape rotates or inversely scaled. Therefore, when the elliptical parameters, namely, eccentricity, average radius and axial direction are estimated, the rotation angle is obtained from the axial direction and the scaling factor from the average radius. Experimental results show the validity of the method using synthesized images and natural ones.

英文 key words textured image, noncausal model, spectral density function, elliptical contour line, elliptical parameters

1 まえがき

テクスチャ画像が異なる環境条件で計算機に入力されると、基本画像に比べて拡大・縮小したり、回転したりする。本報告は、このときの拡大率と回転角をテクスチャ画像の統計的性質を基に求める。その性質としては、画像を簡単なスペクトル密度関数(SDF)に当てはめたときの形を利用する。すなわち、3つの予測係数をもつ非因果性確率モデルに画像を当てはめると、SDFの等高線図は楕円形になる。画像を回転すれば、この楕円は回転し、拡大すれば、楕円は縮小する。したがって、ピーク値の半値を表す等高線楕円の3つのパラメータ、すなわち、主軸方向、離心率、平均半径を推定すれば、主軸方向より回転角、平均半径より拡大率が求められる。

以前に、我々は拡大と回転を受けたテクスチャ画像の分類を行った[1]、例えば、回転のある画像の分類の時は、離心率と平均半径が回転不変パラメータとして役立った。今回は、回転のある画像の回転角を求めるのに、主軸方向の差を用いる。また、拡大のある画像に対しては、平均半径の比により拡大率を求める。

楕円パラメータの求め方は、前回と同じく、予測係数を推定して楕円パラメータに変換する。予測係数の推定法としては、スペクトル幅決定法(Spectral band-width decision法、SBD法と略す)と最尤推定法(ML法)を用いて、両者の結果を比較する。

実験に使用した画像は、統計量を与えて計算機中で合成した画像と実際のテクスチャ画像である。合成画像は、2つあって、SDFが本来楕円形等高線のもの(合成画像I)と、相関関数が指数型のもの(合成画像II)である。回転角と拡大率の検出において、ML法は合成画像Iに対して良い結果を与え、SBD法は合成画像IIと自然テクスチャ画像に良い結果を与えた。

我々の方法と比較できるものに、Cohenの方法[2]がある。これは直接にはテクスチャ分類の方法であるが、拡大率、回転角の検出にも使えそうである。すなわち、多くの予測係数を推定して詳しいSDFを求め、これを回転および拡大することにより、拡大率、回転角の最尤推定ができる。しかし、この方法は拡大、回転のための計算量が大きく、推定パラメータ数も多く実用上問題がある。これに反し、提案する方法ははるかに計算量が少ない。

2 画像モデルと楕円パラメータ

2.1 2次元画像モデルとそのスペクトル密度

画像を確率場と見なすとき、これは、2つの連続座標変数 x, y の関数として $I(x, y)$ のように表される。定常確率場が非等方性のとき、そのもっとも簡単なモデルの1つは、次の楕円型偏微分方程式と考えられる。

$$(A \frac{\partial^2}{\partial x^2} + B \frac{\partial^2}{\partial y^2} + 2C \frac{\partial^2}{\partial x \partial y} - 1)I(x, y) = U(x, y) \quad (1)$$

ここで、 $U(x, y)$ は平均0、分散 σ^2 の白色雑音場である。このスペクトル密度関数(SDF)は

$$S_c(\lambda, \mu) = \frac{\sigma_u^2}{|A\lambda^2 + B\mu^2 + 2C\lambda\mu - 1|^2} \quad (2)$$

である。 λ, μ は x, y 方向の波数である。

次に、計算機処理をするため、(1)の離散化を中心対称となるように行ない、非因果性モデルを得る。

$$\begin{aligned} x_{m,n} = & a(x_{m+1,n} + x_{m-1,n}) + b(x_{m,n+1} + x_{m,n-1}) \\ & + c(x_{m+1,n+1} + x_{m-1,n-1} - x_{m+1,n-1} - x_{m-1,n+1}) \\ & + u_{m,n} \end{aligned} \quad (3)$$

ここで、 $x_{m,n}$ は格子点 (m, n) の確率場であり、 $u_{m,n}$ は次の平均0、分散 β_u^2 の離散白色雑音場であるとする。

$$E[u_{m,n}] = 0, \quad E[u_{m,n}u_{m',n'}] = \beta_u^2 \delta_{mm'} \delta_{nn'} \quad (4)$$

$E[\cdot]$ は集合平均である。このSDFは次式である。

$$\begin{aligned} S(\lambda, \mu) = & \frac{\beta_u^2}{|1 - 2a \cos \lambda - 2b \cos \mu - 2c(\cos(\lambda + \mu) - \cos(\lambda - \mu))|^2} \\ & - \pi \leq \lambda, \mu \leq \pi \end{aligned} \quad (5)$$

λ, μ が0に近いSDFの原点付近では次の式

$$\begin{aligned} S(\lambda, \mu) \approx & \frac{\beta_u^2}{|1 - 2a - 2b + a\lambda^2 + b\mu^2 + 4c\lambda\mu|^2} \\ & |\lambda|, |\mu| \ll 1 \end{aligned} \quad (6)$$

となり、(2)の形と一致する。なお、SDFが発散しないためと等高線が楕円になるために次の条件がけいいる。

$$1 - 2a - 2b > 0, \quad a > 0, \quad b > 0 \quad (7)$$

$$ab - 4c^2 > 0 \quad (8)$$

2.2 楕円パラメータ

(3)の a, b, c を直接使ってもテクスチャ画像の回転角と拡大率などの検出をすることができない。ここで(3)のスペクトルが楕円形であるため a, b, c を楕円パラメータに変換する。楕円パラメータとしては、短軸方向、平均半径と離心率の3つを取ることにする。長軸でなく短軸をとったのは、この方向が相関のもっとも強い方向で、画像を見たときに理解しやすいからである。これらのパラメータを使って回転角と拡大率の検出ができる。回転角の検出は、標準画像とテスト画像の短軸方向の差で、拡大率の検出は平均半径の比で検出する。

$S(\lambda, \mu) = S(0, 0)/2$ の時に、(6)の等高線は次のような楕円形となる。

$$a\lambda^2 + b\mu^2 + 4c\lambda\mu = (\sqrt{2} - 1)(1 - 2a - 2b) \quad (9)$$

これを次のように主軸変換する。

$$\frac{\lambda^2}{P_1^2} + \frac{\mu^2}{P_2^2} = 1 \quad (10)$$

ここで

$$\frac{1}{P_1^2} = \frac{a \cos^2 \phi + b \sin^2 \phi + 4c \sin \phi \cos \phi}{(\sqrt{2}-1)(1-2a-2b)}$$

$$\frac{1}{P_2^2} = \frac{a \sin^2 \phi + b \cos^2 \phi - 4c \sin \phi \cos \phi}{(\sqrt{2}-1)(1-2a-2b)} \quad (11)$$

$$\lambda' = \lambda \cos \phi + \mu \sin \phi$$

$$\mu' = -\lambda \sin \phi + \mu \cos \phi \quad (12)$$

ここで ϕ は楕円の短軸方向を示し、次式で与えられる。

$$\phi = \begin{cases} \frac{1}{2} \tan^{-1}\left(\frac{4c}{a-b}\right), & a < b \\ \frac{1}{2} \tan^{-1}\left(\frac{4c}{a-b}\right) + \frac{\pi}{2}, & a \geq b \end{cases} \quad (13)$$

このとき

$$P_1 \geq P_2 \quad (14)$$

となり、 μ' 軸が短軸方向となる。離心率 e は次式で定義される。

$$e = \sqrt{P_1^2 - P_2^2}/P_1 \quad (15)$$

また P_1 、 P_2 の幾何平均を平均半径 P とする。

$$P = \sqrt{P_1 P_2} \quad (16)$$

ϕ 、 P 、 e は楕円の短軸方向、平均半径、離心率を表す3つの楕円パラメータである。

3 パラメータ a, b, c の推定

パラメータ推定法として、文献[1]に提案するスペクトル幅決定法(SBD法)とML法を用いる。両方法の推定の良否を比較する。

3.1 スペクトル幅決定法(SBD法)

非因果性モデル(3)の3つのパラメータ a, b, c を簡単に推定する方法を提案する。この方法は2つの部分よりなる。前半部分は、相関関数の半値幅とSDFのそれが互いに反比例の関係にあることから、SDFの半値幅を4つの方向(0, 45, 90, 135度)について求める。後半部分は、 $\lambda-\mu$ 平面上に得られたスペクトル半値の4点を近似的に通る楕円を定めることにより a, b, c を決定する。

前半部分について説明する。ここで相関関数 $r(m, n)$ を導入する。

$$r(m, n) = E[x_{i,j} x_{i+m, j+n}], \quad m, n: \text{整数} \quad (17)$$

$$S(\lambda, \mu) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} r(m, n) e^{-i(m\lambda + n\mu)} \quad (18)$$

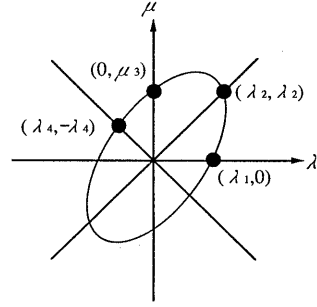


図1: スペクトルピークの半値の等高線

いま、0度方向について考えるが、他の方向についても同じ議論ができる。この方向のスペクトル $S(\lambda, 0)$ は

$$S(\lambda, 0) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} q(m) e^{-im\lambda} \quad (19)$$

ただし

$$q(m) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} r(m, n) \quad (20)$$

である。 $S(\lambda, 0)$ と $q(m)$ は互いにフーリエ変換の関係であるから、両者の半値幅の積はほぼ一定である。さらに $q(m)$ の半値幅の代わりに $r(m, 0)$ の半値幅で近似的に置き換えることができ、 $S(\lambda, 0)$ の半値幅 λ_1 との積を

$$m_1 \lambda_1 \approx 0.75 \quad (21)$$

と近似する[1]。ただし

$$S(\lambda_1, 0) = S(0, 0)/2 \quad (22)$$

$$r(m_1, 0) = r(0, 0)/2 \quad (23)$$

である。画像データより $r(m, 0)$ を求め、これより m_1 、次に λ_1 の順に求める。

次に後半部分について述べる。上のように、半値幅の決定を0, 45, 90, 135度方向について行った $\lambda-\mu$ 平面上の値を $(\lambda_1, 0)$ 、 (λ_2, λ_2) 、 $(0, \mu_3)$ 、 $(\lambda_4, -\lambda_4)$ とする(図1)。画像データより決定する4点は一般に1つの楕円上にはない。そのため、0, 90度方向の2点はそのままで、45, 135度方向の2点は合わせて平均的操作を施して使い、3つの係数 a, b, c を決定する。

まず、 $(\lambda_1, 0)$ 、 $(0, \mu_3)$ を(5)に入れて、絶対値の中が正であることを考慮すると次の2つの式を得る。

$$\begin{pmatrix} \sqrt{2} - \cos \lambda_1 & \sqrt{2} - 1 \\ \sqrt{2} - 1 & \sqrt{2} - \cos \mu_3 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a \\ b \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} (\sqrt{2}-1)/2 \\ (\sqrt{2}-1)/2 \end{pmatrix} \quad (24)$$

これを解いて、 a, b が得られる。

次に、 (λ_2, λ_2) 、 $(\lambda_4, -\lambda_4)$ より c を求める。(23)を得たのと同様手順で次式を得る。

$$\begin{pmatrix} \sqrt{2} - \cos \lambda_2 & \sqrt{2} - \cos \lambda_2 \\ \sqrt{2} - \cos \lambda_4 & \sqrt{2} - \cos \lambda_4 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a \\ b \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 1 - \cos 2\lambda_2 \\ -1 + \cos 2\lambda_4 \end{pmatrix} c = \begin{pmatrix} (\sqrt{2} - 1)/2 \\ (\sqrt{2} - 1)/2 \end{pmatrix} \quad (25)$$

2つの式より1つの未知数 c を決定するために、最小自乗法を採る。すなわち、(24)の2式の左右辺の差の自乗和を求め、それを c で微分して0とおく。これより

$$c = \frac{\{(1 - \cos 2\lambda_2)(\sqrt{2} - \cos \lambda_2) - (1 - \cos 2\lambda_4)(\sqrt{2} - \cos \lambda_4)\}(a + b) - (\sqrt{2} - 1)(\cos 2\lambda_2 - \cos 2\lambda_4)/2}{\{(1 - \cos 2\lambda_2)^2 + (1 - \cos 2\lambda_4)^2\}} \quad (26)$$

を得る。

最後に β_u^2 を求める。データが与えられたときは、(3)で $\{x_{m,n}\}$ より $\{u_{m,n}\}$ を求めて

$$\beta_u^2 = \frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N u_{m,n}^2 \quad (27)$$

を用いることができる。ただし、画像サイズを $M \times N$ とする。

以上より非因果性モデルのパラメータ a, b, c, β_u^2 が求まり、(5)の2次元SDFが決定する。このパラメータ推定法をスペクトル幅決定法と呼び、SBD法と略すことにする。

3.2 最尤法

後述の計算機実験において、先に提案したSBD法と最尤法を比較するので、後者を簡単に紹介する[5]。

まず、確率場 $\{x_{m,n}\}$ 、 $\{u_{m,n}\}$ を辞書順に並べて、ベクトルで表す。

$$\begin{aligned} x &= [x_{1,1}, x_{1,2}, \dots, x_{1,N}, x_{2,1}, \dots, x_{M,N}]^T \\ u &= [u_{1,1}, u_{1,2}, \dots, u_{1,N}, u_{2,1}, \dots, u_{M,N}]^T \end{aligned} \quad (28)$$

画像外側の境界条件を無視して、式(3)の画像モデルを次式のようなベクトル・行列の形に書き換える。

$$Ax = u \quad (29)$$

ここで A はブロック巡回行列である。

また $\{x_{m,n}\}$ 、 $\{u_{m,n}\}$ はガウス分布をすると仮定する。確率密度関数は次式で表される。

$$P_x(x|\theta) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{MN}{2}} |K_x|^{\frac{1}{2}}} \exp\left[-\frac{1}{2} x^T K_x^{-1} x\right] \quad (30)$$

K_x は x の共分散行列である。

$$K_x = E[xx^T] \quad (31)$$

$|K_x|$ はその行列式である。 θ は次のパラメータを表す。

$$\theta = (a, b, c, \beta_u^2) \quad (32)$$

ここで対数尤度関数を定義する。

$$\begin{aligned} L(\theta) &= \ln P(x|\theta) \\ &= -\frac{MN}{2} \ln 2\pi - \frac{1}{2} \ln |K_x| - \frac{1}{2} x^T K_x^{-1} x \end{aligned} \quad (33)$$

これを最大にするように θ を選び、それを推定値とする。そのために、(29)により x を u に変換する。(33)の第2項は

$$\begin{aligned} \ln |K_x| &= \ln(\beta_u^2)^{MN} |A| \\ &= MN \ln \beta_u^2 - 2 \ln D(a, b, c) \end{aligned} \quad (34)$$

$$\begin{aligned} |A| &= D(a, b, c) = \prod_{k=0}^{M-1} \prod_{l=0}^{N-1} \{1 - 2a \cos \lambda - 2b \cos \mu \\ &\quad - 2c \cos(\lambda + \mu) + 2c \cos(\lambda - \mu)\} \end{aligned} \quad (35)$$

$$\lambda = 2\pi k/M, \mu = 2\pi l/N$$

(33)の第3項は

$$\begin{aligned} x^T K_x^{-1} x &= u^T K_u^{-1} u \\ &= \frac{1}{\beta_u^2} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N u_{m,n}^2 \end{aligned} \quad (36)$$

となり、(34)~(36)を(33)に代入して

$$\begin{aligned} L(\theta) &= -\frac{MN}{2} \{\ln 2\pi + \ln \beta_u^2 \\ &\quad + \frac{1}{\beta_u^2} \left(\frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N u_{m,n}^2 + \ln D(a, b, c) \right)\} \end{aligned} \quad (37)$$

(37)を β_u^2 で微分して0とおくと次式を得る。

$$\beta_u^2 = \frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N (u_{m,n})^2 \quad (38)$$

(38)を(37)に代入して

$$\begin{aligned} L(\theta) &= -\frac{MN}{2} (\ln 2\pi + 1) - \frac{MN}{2} \ln \frac{1}{MN} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N u_{m,n}^2 \\ &\quad - \sum_{k=0}^{M-1} \sum_{l=0}^{N-1} \ln D(a, b, c) \end{aligned} \quad (39)$$

(39)の $L(\theta)$ を最大にする a, b, c を求め、それより β_u^2 を求める計算過程を採用する。なお、 a, b, c の初期値は、SBD法で求めたものを使うのが効率的であった。

4 実験結果

4.1 合成画像

正しい楕円パラメータが推定でき、テクスチャ画像の回転角と拡大率が検出できるかどうか検査するために、ガウス分布をする2種類の画像を計算機で合成した。合成法は、2次元因果性モデルをつくり、ガウス乱数を種にラスタライズ的に行う。

合成画像 I は (5) の SDF が半値になる楕円の長径 P_1 , 短径 P_2 と主軸方向 θ を与えて, (5) の SDF を決める. それを準同型変換して, 因果性予測係数を求め, 画像 I を合成する [3],[4]. この画像使用の目的は, 推定するパラメータそのものを与え, 推定の良否を確認することである.

次に, 現実の画像の相関関数形は指数関数に近いといわれるので, 画像 II としては次の非等方形の相関関数を満たすように作る.

$$r(m, n) = \rho \sqrt{(m \sin \theta - n \cos \theta)^2 + \varepsilon^2 (m \cos \theta + n \sin \theta)^2} \quad (40)$$

$$0 < \rho < 1 \quad (41)$$

$r(m, n)$ は ρ , θ , ε の 3 つのパラメータを含み, 相関の強さ, 相関の最強 (弱) の方向, 非等方形の程度を表わす. 以下では, $0 < \varepsilon \leq 1$ で使うことにして, θ を相関の最強の方向とする. 正しく推定されれば $\phi = \theta$ となる. また $\varepsilon = 1$ は等方形である. 合成のための因果性予測係数を求めるのは, 予測誤差を最小にすることより得る正規方程式を解く. この画像を使う目的は, 一般の画像は正確には (3) の画像モデルを満たさないであろうから, その場合でも近似的な SDF の推定ができるかどうか試すことである. なお, (40) の m, n を連続パラメータとしたときの SDF は (2) の分母が $3/2$ 乗となる形である [5].

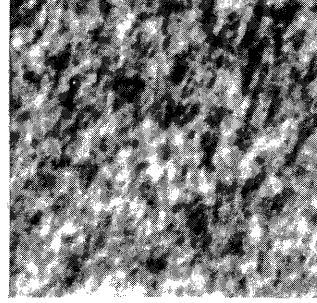
画像 I では, 約 80 個, II では約 100 個の予測係数を用いて合成した. 平均値を 128, 標準偏差を 30 とし, 丸めにより $0 \sim 255$ の整数化したものを基本的合成画像とした. 実際の処理では, 平均値 0, 標準偏差 1 の規格化を行う. I の画像例 ($P_1 = 0.278$, $P_2 = 0.139$, $\theta = 60^\circ$) を図 2(a) に示し, II の画像例 ($\rho = 0.90$, $\varepsilon = 0.5$, $\theta = 60^\circ$) を図 2(b) に示す. 画像のサイズは 256×256 画素である.

4.2 楕円パラメータとスペクトルの推定

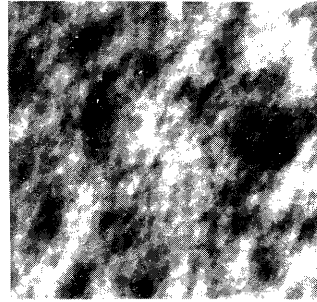
SBD 法によるパラメータ推定は次のように行う. 最初に合成画像 I についての実験を示す. データより 4 方向の相関関数を求め, 補間により半値幅を計算し, (21) によりスペクトル半値幅を得る. これらを (24), (26) に用いて, a , b , c を得る. また (13), (15) と (16) より楕円パラメータに変換する. 合成画像 I の推定結果として, 与えられたパラメータ及び SBD 法と最尤法で推定されたパラメータを表 1 に示す. 画像サイズは 256×256 で, 与えられた真値は, 相関の強い方向と弱い方向の相関距離の比が 2 で, 例 1 は水平方向に相関が強く, 例 2 は 60° 方向に相関が強い

表 1: 合成画像 I の楕円パラメータ推定例

	Para.	e	P	ϕ
Ex.1	True	0.866	0.305	0.0
	SBD	0.868	0.297	1.1
	ML	0.866	0.303	0.1
Ex.2	True	0.866	0.305	60.0
	SBD	0.815	0.318	60.7
	ML	0.870	0.304	59.1



(a) 合成画像 I の例



(b) 合成画像 II の例

図 2: 合成画像の例

ように決定した. 相関最強の方向を 15° おきに変えても実験を行ったが, SBD 法では, e , P のそれぞれの最大相対誤差は, 12%, 7% であった. 最尤法ではそれらが, 0.4%, 1.1% であった. ϕ についての最大誤差は, SBD 法で 3.2° , 最尤法で 0.4° であった. SBD 法の誤差の大きい例 2 の場合について, 真値, SBD 法, 最尤法のスペクトルを $1/10$ 間隔の等高線で表示すると図 3(a) となり, それほど大きな違いはない. このことより, 最尤法は非常に良い推定結果を与えるが, SBD 法もかなり信頼がおける結果と見える.

2 番目に, 画像 II についての実験を示す. この場合は指数形相関関数であるので, 水平方向について

$$r(m, 0) = \sigma^2 e^{-\alpha |m|} \quad (42)$$

の形である. したがって, $r(1, 0)$ と $r(0, 0)$ で半値幅 m_1 を求める. すなわち

$$m_1 = -\ln 2 / \ln \{r(1, 0) / r(0, 0)\} \quad (43)$$

他の 3 方向については, $r(1, 1)$, $r(0, 1)$, $r(1, -1)$ を用いる. 真値, SBD 法, 最尤法で推定された SDF の等高線図より図 3(b) に示す. 図 3(b) の真値は (38) の相関関数をフーリエ変換して求めたスペクトルである. 図 3(b) を比較すると, SBD 法の結果は楕円の方向, 離心率, 平均半径ともに

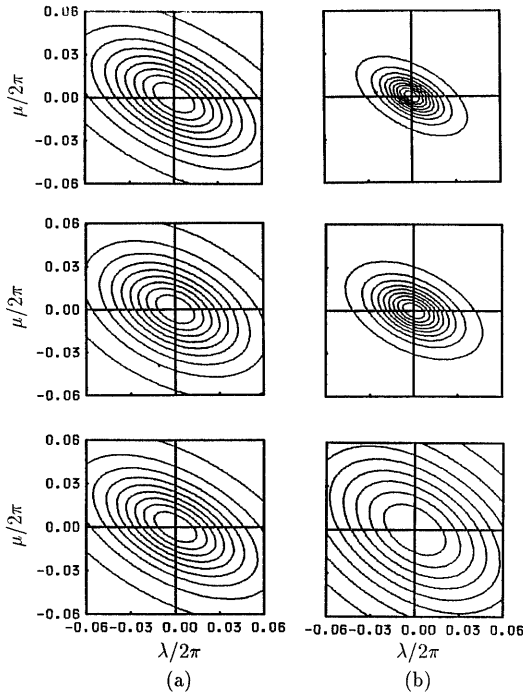


図 3: スペクトル等高線 (上より, 真値, SBD法, ML法)

ほぼ正しく推定されているが, 最尤法では方向は正しいが他の2つは正しくない。最尤法の結果は, 画像 I とは異なり, 本来3予測係数では表せない(40)を満たす画像 II に無理に当てはめた結果と考えられる。

4.3 合成画像の回転角と拡大率の検出

ここではSBD法とML法で求めた楕円パラメータ ϕ, P の2つを用いて回転・拡大された合成画像 I と II の回転角と拡大率の実験を行う。回転角は, 標準画像の短軸方向とテスト画像のそれとの差より求められる。拡大率は標準画像の平均半径とテスト画像のそれとの比より求められる。SBD法の楕円パラメータの推定は4.2節の方法と同じである。

実験用の合成画像では次のようなものを用いる。まず合成画像 I 或いは II を 0° から 165° まで 15° おきに回転してさらにこの12種類の回転画像を $r = 2^{n/5} (n = -5, -4, \dots, 4, 5)$ 倍して合計 $12 \times 11 = 132$ 枚の画像(256×256)をつくった。ただし, r が $n < 0$ のとき縮小を, $n > 0$ のとき拡大を表す。 $n = 1$ のとき, 縮小も拡大もしないことを表す。

4.3.1 合成画像の回転角の検出

上記132枚の画像のうち, 0° 方向の画像を標準画像として採用した。残りはテスト画像として回転角の検出実験に使った。テスト画像から推定された短軸方向 ϕ とそれぞれの拡大率に属する標準画像のそれとの差をとって, 回転角を計算した。同じ回転角において, 拡大率の異なる11枚の画像の回転角の平均と標準偏差を計算し, 表2, 3に示す。

表 2: 合成画像 I の回転角の検出

真値 θ	SBD法 ($^\circ$)			ML法 ($^\circ$)		
	ϕ_m	$\phi_m - \theta$	σ_ϕ	ϕ_m	$\phi_m - \theta$	σ_ϕ
0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
15	15.97	0.97	2.01	15.10	0.10	0.03
30	27.49	-2.51	2.20	30.24	0.24	0.06
45	45.12	0.12	2.81	45.16	0.16	0.04
60	61.82	1.82	3.64	59.91	-0.09	0.06
75	72.44	-2.56	4.14	74.72	-0.28	0.08
90	88.11	-1.89	3.97	89.69	-0.31	0.07
105	104.19	-0.81	4.93	104.78	-0.22	0.09
120	115.79	-4.21	4.91	119.92	-0.08	0.06
135	134.16	-0.84	4.52	135.06	0.06	0.05
150	152.12	2.12	3.79	150.09	0.09	0.05
165	163.66	-1.34	2.28	165.03	0.03	0.04

ML法の結果としては, 画像 I の場合は非常に良く, 画像 II の場合はかなり悪く, 非常に大きな変化があった。これに対し, SBD法はこの2種類の画像に対して殆ど変化はなく, とともに良い結果だった。

表 3: 合成画像 II の回転角の検出

真値 θ	SBD法 ($^\circ$)			ML法 ($^\circ$)		
	ϕ_m	$\phi_m - \theta$	σ_ϕ	ϕ_m	$\phi_m - \theta$	σ_ϕ
0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
15	16.55	1.55	0.25	19.32	4.32	0.60
30	27.22	-2.78	0.68	34.09	4.09	0.42
45	42.37	-2.63	0.48	44.17	-0.83	0.04
60	59.26	-0.74	2.39	54.43	-5.57	0.62
75	71.88	-3.12	0.65	69.64	-5.36	0.93
90	89.43	-0.57	0.44	88.97	-1.03	0.07
105	106.11	1.11	0.11	108.36	3.37	0.82
120	117.43	-2.57	0.24	123.71	3.71	0.49
135	133.78	-1.22	1.23	134.23	-0.77	0.06
150	150.80	-0.80	1.03	144.82	-5.18	0.54
165	162.83	-2.17	0.13	160.35	-4.65	0.70

4.3.2 合成画像の拡大率の検出

上記の132枚の画像のうち, 拡大率 $r = 1 (n = 0)$ の画像を標準画像(計12枚)として採用し, 残りをテスト画像として使った。テスト画像から推定された平均半径 P とそれぞれの方向の標準画像のそれとの比をとって, 拡大率を計算した。同じ拡大率において, 回転角の異なる12枚の画像の拡大率の平均と標準偏差を計算した。合成画像 I, II の拡大率の検出結果はそれぞれ表4と表5に示す。 $r, r_p, \sigma_{r_p}, e_{r_p}$ はそれぞれ真の拡大率, 拡大率の平均, 平均値に対する標準偏差, 相対誤差を表す。回転角の検出と同じく, この2種類の画像に対して, SBD法は同じくらい良く, ML法はIに対して非常に良く, IIに対してかなり悪い。

4.4 実画像の回転角と拡大率の検出

実画像としては, Brodatz[6]の写真集より選んだ14種類のテクスチャ画像を用いる。まずこれらの画像を 512×512

表 4: 合成画像 I の拡大率の検出

真値		SBD 法			ML 法		
n	r	r_P	σ_{r_P}	e_{r_P}	r_P	σ_{r_P}	e_{r_P}
-5	0.5	0.498	0.012	0.004	0.498	0.001	0.004
-4	0.574	0.572	0.012	0.005	0.572	0.001	0.004
-3	0.660	0.655	0.011	0.007	0.658	0.001	0.003
-2	0.758	0.751	0.010	0.009	0.756	0.001	0.003
-1	0.871	0.864	0.004	0.008	0.869	0.001	0.002
0	1.0	1.0	0.0	0.0	1.0	0.0	0.0
1	1.149	1.162	0.005	0.012	1.151	0.002	0.002
2	1.320	1.348	0.012	0.022	1.327	0.003	0.005
3	1.516	1.578	0.025	0.041	1.532	0.005	0.010
4	1.741	1.850	0.041	0.062	1.772	0.011	0.018
5	2.0	2.183	0.061	0.092	2.061	0.019	0.030

表 5: 合成画像 II の拡大率の検出

真値		SBD 法			ML 法		
n	r	r_P	σ_{r_P}	e_{r_P}	r_P	σ_{r_P}	e_{r_P}
-5	0.5	0.495	0.020	0.011	0.720	0.014	0.439
-4	0.574	0.571	0.020	0.006	0.771	0.012	0.343
-3	0.660	0.659	0.018	0.002	0.825	0.010	0.251
-2	0.758	0.759	0.014	0.001	0.881	0.007	0.163
-1	0.871	0.872	0.009	0.002	0.940	0.004	0.079
0	1.0	1.0	0.0	0.0	1.0	0.0	0.0
1	1.149	1.143	0.011	0.005	1.062	0.005	0.075
2	1.320	1.301	0.027	0.014	1.127	0.010	0.146
3	1.516	1.474	0.046	0.028	1.192	0.017	0.213
4	1.741	1.662	0.071	0.046	1.259	0.024	0.277
5	2.0	1.863	0.101	0.068	1.327	0.032	0.337

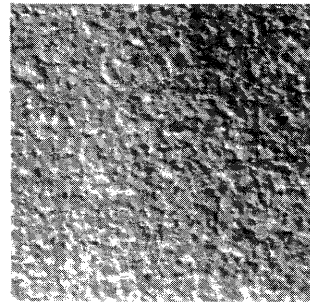
のサイズで入力した。回転画像では、これらの画像の各々を、合成画像の場合と同じく、15°おきに回転した12枚の画像を補間により計算機中で作り、256×256の部分を利用した。また拡大画像では、合成画像と同じ拡大率で11枚の256×256の拡大画像を作った。回転角度0°方向、拡大率 $r=1(n=0)$ ものを回転角と拡大率の検出の標準画像として採用する。

ここで D4:cork, D5:mica の実験結果について詳しく示す。この二つの画像(256×256)を図4に示す。両画像の回転角の検出結果をそれぞれ表6, 7に示し、拡大率のそれらを、それぞれ表8, 9に示す。SBD法の最大誤差はD4が-2.78°, D5が-2.98°, 拡大率の最大誤差はD4が0.051, D5が0.096で、非常に良い検出結果を得た。ML法の最大誤差はD4が8.77°, D5が-2.47°, 拡大率の最大誤差はD4が2.493, D5が0.572で、D5の回転角以外は検出できなかった。

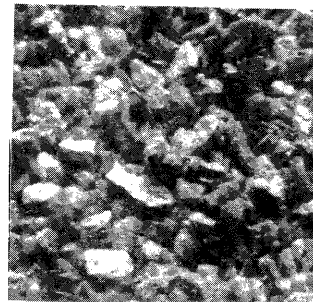
表は略するが、ほかの画像の結果について説明する。まず、SBD法の回転角の検出では、最大誤差が7°以下となる画像は、D9:grass, D11:woolen cloth, D12:bark of tree, D18:raffia weave, D28:beach sand, D65:rattan, D73:solp bubbles, D84:raffia, D92:pigskin の9種類で、また最大誤差が7°~12°の間にある画像は、D17:weave, D24:leather, D98:quartz の3種類であった。これらの中で、相関関数が等方に近い画像(D9,D28など)とスペクトルが原点以外の

表 6: 実画像 (cork) の回転角の検出

真値 θ	SBD 法 (°)		ML 法 (°)	
	ϕ	$\phi - \theta$	ϕ	$\phi - \theta$
0	0.0	0.0	0.0	0.0
15	12.80	-2.20	8.39	-6.61
30	27.23	-2.77	25.15	-4.85
45	45.62	0.62	49.47	4.47
60	62.68	2.68	68.77	8.77
75	76.08	1.08	81.79	6.79
90	90.0	-0.0	89.97	-0.03
105	102.88	-2.12	98.16	-6.84
120	117.22	-2.78	115.14	-4.86
135	135.58	0.58	139.47	4.47
150	152.66	2.66	158.74	8.74
165	166.04	1.04	171.60	6.60



(a)cork



(b)mica

図 4: 実画像例

表 7: 実画像 (mica) の回転角の検出

真値 θ	SBD 法 ($^{\circ}$)		ML 法 ($^{\circ}$)	
	ϕ	$\phi - \theta$	ϕ	$\phi - \theta$
0	0.0	0.0	0.0	0.0
15	14.41	-0.59	16.35	1.35
30	28.25	-1.75	31.92	1.92
45	42.02	-2.98	44.67	-0.33
60	60.18	0.18	57.53	-2.47
75	75.50	0.50	73.42	-1.58
90	90.09	0.09	89.96	-0.04
105	104.43	-0.57	106.38	1.38
120	118.28	-1.72	121.90	1.90
135	132.23	-2.77	134.75	-0.25
150	150.24	0.24	147.57	-2.43
165	165.50	0.50	163.32	-1.68

表 8: 実画像 (cork) の拡大率の検出

真値		SBD 法		ML 法	
n	r	r_P	e_{r_P}	r_P	e_{r_P}
-5	0.5	0.507	0.014	0.249	0.503
-4	0.574	0.576	0.002	0.184	0.680
-3	0.660	0.665	0.007	0.407	0.383
-2	0.758	0.768	0.013	0.633	0.165
-1	0.871	0.869	0.002	3.041	2.493
0	1.0	1.0	0.0	1.0	0.0
1	1.149	1.119	0.026	0.883	0.232
2	1.320	1.274	0.034	0.826	0.374
3	1.516	1.463	0.035	0.812	0.464
4	1.741	1.652	0.051	0.818	0.530
5	2.0	1.912	0.044	0.898	0.551

所にピークをもつ画像 (D11, D17 など) を多数含むので、回転角の検出誤差が大きくなった。ML 法では、D92 と D98 の最大誤差が 2° となったが、他が $7^{\circ} \sim 25^{\circ}$ の間であった。

次に、SBD 法の拡大率の検出では、最大相対誤差が 10% 以下となる画像は、D9, D11, D17, D24, D65, D84, D92 などの 7 種類であった。また D12(n=-5,-4,-3), D18, D73(n=-5,-4), D28(n=-5,5), D98(n=-5,4,5) の拡大画像を除けば、これらの最大誤差が、10% 以下になった。これに対して、ML 法では、すべての画像の最大誤差が 10% 以上であった。したがって、SBD 法は実画像に対しても拡大率の検出が非常に良い。

参考文献

- [1] 劉, 吉田: "画像認識への応用を考慮した 2 次元ベクトルの楕円パラメータについて", SITA '92, pp.301-304(1992-9)
劉, 吉田: "楕円パラメータを用いた回転・拡大のある画像のテクスチャ分類", 電子情報通信学会論文誌 (A) 投稿中.
- [2] F.S.Cohen, Z.Fan and M.A.Patel: "Classification of rotated and scaled textured images using Gaussian

表 9: 実画像 (mica) の拡大率の検出

真値		SBD 法		ML 法	
n	r	r_P	e_{r_P}	r_P	e_{r_P}
-5	0.5	0.513	0.025	0.253	0.495
-4	0.574	0.576	0.002	0.304	0.472
-3	0.660	0.664	0.007	0.380	0.424
-2	0.758	0.767	0.012	0.492	0.350
-1	0.871	0.874	0.004	0.659	0.243
0	1.0	1.0	0.0	1.0	0.0
1	1.149	1.168	0.017	1.589	0.383
2	1.320	1.357	0.028	0.970	0.265
3	1.516	1.631	0.076	0.959	0.367
4	1.741	1.907	0.096	0.872	0.499
5	2.0	2.139	0.070	0.856	0.572

Markov random field models" IEEE Trans. PAMI-13, pp.192-202(Feb.,1991)

- [3] 吉田, 小倉, 佐倉: "計算機による不規則画像の合成法", 信学論 (A) J65-A, 5, pp.415-422(1982-05)
- [4] Ekstrom M.P. and Woods J.W.: "Two-dimensional spectral factorization with applications in recursive digital filtering", IEEE Trans. ASSP-24, 4, pp.115-128(April 1976)
- [5] Whittle P.: "On stationary processes in the plane", Biometrika, 41, pp.434-449(1954)
- [6] P.Brodatz, "Texture", New York, Dover, (1956)