

5 E - 4

## 自己従属関数によるテクスチャの非ガウス的特徴の抽出

千葉 広隆<sup>†</sup> 五十嵐 智

東京農工大学 (†現在 [株]富士通研究所)

**1. はじめに** 従来、不規則信号の解析において、自己相関関数やパワースペクトルなどの2次モーメントに基づく解析方法が多用されてきた。テクスチャ画像を2次元不規則信号と考えるならば、テクスチャの空間的特徴をそのような統計量で抽出しようとすることは至極妥当なことと考えられる。とくに、対象がガウス性テクスチャならば、1次モーメント(平均)と2次モーメント(自己相関関数、パワースペクトル)によりすべての統計的性質を定めることができ。ところが、ガウス性を仮定できるテクスチャはボケのある結像系を通して得られたものなど極めて特殊なテクスチャに限られ、テクスチャ一般にガウス性を仮定することは普遍的ではない。我々の周囲には非ガウス性のテクスチャが多く存在し、それらテクスチャには単に2次モーメントの統計からだけでは抽出され得ないテクスチャ特徴が含まれていると考えられる。本稿では、自己相関関数やパワースペクトルなどの2次モーメントの統計から抽出される特徴を“ガウス的特徴”と呼び、それに対し2次モーメントの統計からでは抽出され得ない特徴を“非ガウス的特徴”と呼ぶことにする。本稿では、テクスチャの非ガウス的特徴の抽出を目的とする“自己従属関数”なる特徴抽出演算子を提案し、その演算子によってもたらされる具体的なテクスチャ特徴について考察する。

**2. 自己従属関数の導入と根拠** いま、 $g_1, g_2$ を確率変数とし、その確率密度関数を $p(\cdot)$ とする。2変数 $g_1, g_2$ の分布が独立でない(従属性をもつ)とするならば、一般に、  

$$p(g_1, g_2) = p(g_1) \cdot p(g_2) \neq 0$$
であり、それぞれの特性関数を $M(\cdot)$ とすると、  

$$M(j\nu_1, j\nu_2) - M(j\nu_1) \cdot M(j\nu_2) \neq 0$$
である。さらに集合平均を $E[\cdot]$ として、上式をテーラー展開すると、

$$\sum_{m,n=0}^{\infty} (E[g_1^m g_2^n] - E[g_1^m] E[g_2^n]) \times \frac{(j\nu_1)^m (j\nu_2)^n}{(m! n!)} \neq 0$$

となる。したがって、各項の係数は一般に、

$$E[g_1^m g_2^n] - E[g_1^m] E[g_2^n] \neq 0$$

となり、 $g_1$ と $g_2$ の $m+n$ 次の結合モーメント $E[g_1^m g_2^n]$ は、1次分布の $m$ 次、 $n$ 次モーメントからは独立である。すなわち、 $E[g_1^m g_2^n]$ なる期待値から実用上有意義な特徴が得られる可能性がある。 $m+n=2$ とすれば $(m, n)=(1, 1)$ であり、これは古典的な自己相関関数にほかならない。しかし、 $m+n=3$ とすれば $(m, n)=(1, 2), (2, 1)$ の組合せがあり、 $m+n=4$ とすれば $(m, n)=(1, 3), (2, 2), (3, 1)$ の組合せがある。このように、一般に $g_1$ と $g_2$ を独立変数として、 $m+n$ 次の結合モーメントからなる任意の核関数 $J[g_1^m g_2^n]$ の期待値 $E[J[g_1^m g_2^n]]$ を自己相関関数にならって“自己従属関数”と呼ぶことにする。

Non-Gaussian Feature Extraction of Textures by  
 Auto-Dependence Function  
 Hirotaka CHIBA<sup>†</sup>, Satoshi IGARASHI  
 TOKYO Univ. of AGRI. & TECH.  
 († currently, FUJITSU LABORATORIES Ltd.)

**3. 自己従属関数の設計** 非ガウス的特徴の抽出を目的とする自己従属関数は次の性質をもつことが望ましい。

(I) 2点の分布が独立のときゼロ

(II) 2点の結合確率分布がガウス分布に従うときゼロ

上の要件を満たす関数形として次の三つの自己従属関数が設計できる。ただし平均 $E[g]$ はゼロとする。

第1自己従属関数

$$\phi_1 = E[g_1 g_2^2 - g_1^2 g_2]$$

第2自己従属関数

$$\phi_2 = E[g_1 g_2^2 + g_1^2 g_2]$$

第3自己従属関数

$$\phi_3 = E[g_1 g_2^3 + g_1^3 g_2] - 3E[g_1 g_2](E[g_1^2] + E[g_2^2])$$

これらの関数が上の二つの要件を満足することは、次のようにして示される。2点の分布が独立のとき、すべての $m, n$ について $E[g_1^m g_2^n] = E[g_1^m] E[g_2^n]$ が成立立つ。平均がゼロならば $m=1$ または $n=1$ を含むものはすべてゼロとなる。したがって上の三つの自己従属関数は2点の分布が独立のときゼロである。また、(II)はキュムラント関数の性質から導かれる。すなわち第1～第3の自己従属関数はキュムラント関数 $K_n[\cdot]$ を用いると次のように表記できる。

$$\phi_1 = 1/3(K_3[g_1 - g_2] - K_3[g_1] + K_3[g_2])$$

$$\phi_2 = 1/3(K_3[g_1 + g_2] - K_3[g_1] - K_3[g_2])$$

$$\phi_3 = 1/8(K_4[g_1 + g_2] - K_4[g_1 - g_2])$$

平均がゼロのガウス分布において、3次以上のキュムラント関数は恒等的にゼロとなるので、これら関数が所定の要件を満たすことが示される。自己相関関数と同様に、これら自己従属関数をずらし量( $\xi, \eta$ )を独立変数として、すなわち $g_1 = g(x, y)$ ,  $g_2 = g(x + \xi, y + \eta)$ として空間的に展開することにより、テクスチャの空間的依存性に含まれる非ガウス的特徴が抽出できると考えられる。

**4. 自己従属関数の抽出する特徴** 図1に適当なずらし量のもとでの2点の結合確率分布の模式図を示す。両軸上の周辺分布は当然1点の明度分布に等しく、これは明度変換により任意の分布に操作できる。ガウス性テクスチャに

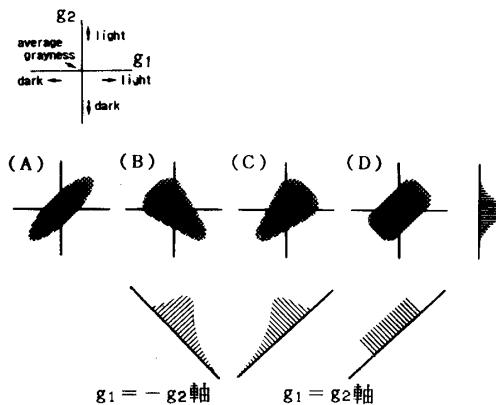


図1 結合確率分布の模式図と各軸への射影分布

おいては、2点の結合確率分布の分布形状は同図(A)に示すような楕円形になり、そのパラメータは相関係数により支配される。自己相関関数はこの相関係数をずらし量を独立変数として空間的に展開したものであり、それゆえ、自己相関関数はガウス性テクスチャの解析の有力な手段となる。しかし、非ガウス性のテクスチャについては、仮に1次分布を強制的にガウス分布に一致させたとしても、2点の結合確率分布は一般には2変量のガウス分布にはならず、その分布形状は同図(B)～(D)などの分布形状も考えられる。以下では、第1、第2、第3自己從属関数が抽出する特徴の画像上での具体的な意味を、結合確率分布の分布形状と対応付けて考察する。

### (1) 第1自己從属関数

第1自己從属関数は

$$\phi_1 = 1/3 \{ E[(g_1 - g_2)^3] - (E[g_1^3] - E[g_2^3]) \}$$

と表記できる。右辺第2項は1次分布の3次モーメントの差であり、当然ゼロとなる。したがって、 $\phi_1$ で本質的な項は  $E[(g_1 - g_2)^3]$  である。この項は結合確率分布  $P(g_1, g_2; \xi, \eta)$  の  $g_1 = -g_2$  軸への射影分布の歪度に関する統計量である。いま、たとえば凸凹のある面に一定方向から光があたり、一方向に影を生じているような画像、すなわち、テクスチャ画像中に  $180^\circ$  回転に対する明度の非対称性の特徴をもつような画像を考える。このとき、変位( $\xi, \eta$ )が影の方向と距離にほぼ一致するときには、明→暗の頻度が暗→明の頻度に比較して多く分布し、結合確率分布は図1(B)に示すような分布を呈すると考えられる。したがって、この分布を  $g_1 = -g_2$  軸へ射影すれば、歪んだ射影分布を与えることになる。第1自己從属関数はまさにそのような明度の非対称性の特徴を抽出する記述子である。

図2に、モルタル壁に斜めから光をあてて得たテクスチャ画像とその第1自己從属関数の計算結果を示す。第1自己從属関数はある領域にわたって、原点対称に正と負の値をとり、原テクスチャ画像に含まれる  $180^\circ$  回転に対する明度の非対称性を検出している。

### (2) 第2自己從属関数

第2自己從属関数は

$$\phi_2 = 1/3 \{ E[(g_1 + g_2)^3] - (E[g_1^3] + E[g_2^3]) \}$$

と表記できる。右辺第2項は1次分布の3次モーメントであり、1次分布をガウス分布に変換すればゼロとなるが、一般には非ゼロの定数となる。しかしいずれにせよ、 $\phi_2$ で本質的な項は  $E[(g_1 + g_2)^3]$  である。これは、結合確率分布  $P(g_1, g_2; \xi, \eta)$  の  $g_1 = g_2$  軸への射影分布の歪度に関する統計量である。図3(A)のような、適当な大きさ、形の明領域に対して、暗いピーク領域が存在し、さらにこれとは独立な小変動を含んだテクスチャを考える。このようなテクスチャでは、暗いピーク領域の大きさに対応したずらし量のもとで暗→明の頻度が多くなり、結合確率分布はちょうど図1(C)の分布形状を呈すると考えられる。第2自己從属関数はそのような明領域と暗領域の非対称性を検出する能力をもつ。図3(B)に(A)に示したテクスチャの第2自己從属関数の計算結果を示す。計算結果をみると、原点近傍の領域で負の値をとり、テクスチャが明るい下地上に筋状のやや暗い帯状の領域が多く走っていることが知れる。

### (3) 第3自己從属関数

第3自己從属関数は  $E[(g_1 + g_2)^4] - E[(g_1 - g_2)^4]$  の項を含む。これは、結合確率分布  $P(g_1, g_2; \xi, \eta)$  の  $g_1 = g_2$  軸と  $g_1 = -g_2$  軸への射影分布の尖度に関する統計量である。

いま、図4(A)のように明度のはっきりとした明領域と暗領域の要素からなる2値的なテクスチャ画像を考える。そのようなテクスチャでは、適当なずらし量のもとで明→明と暗→暗の頻度が同程度であり、結合確率分布は図1(D)のような分布形状を呈すると考えられる。したがってその分布を  $g_1 = g_2$  軸へ射影すれば分布は平坦になり、 $g_1 = -g_2$  軸へ射影すれば分布は尖った分布となる。第3自己從属関数はそれら両者の尖度の差であるから、そのような分布に対しても負の値をとる。したがって、第3自己從属関数は明度の2値性の特徴を検出する能力をもつと考えられる。

図4(B)に、(A)のテクスチャ画像の第3自己從属関数の計算結果を示す。原点近傍の領域では負の値をとり、原テクスチャの明度の2値性の特徴を抽出している。

**5. むすび** 本稿では2点の結合確率分布の高次モーメントによる特徴抽出演算子として自己從属関数を提案し、従来の2次モーメントの統計からでは抽出できなかった明度の非対称性、明領域と暗領域の非対称性、明度の2値性などの非ガウス的特徴が抽出できることを示した。自己從属関数による特徴記述は自己相関関数と同様に2点間のずらし量の関数として与えられ、テクスチャ識別などへの応用には従来の自己相関関数による方法が適用できる。

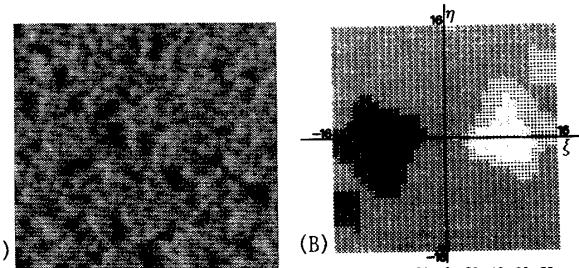


図2 明度の非対称性をもつテクスチャと第1自己從属関数

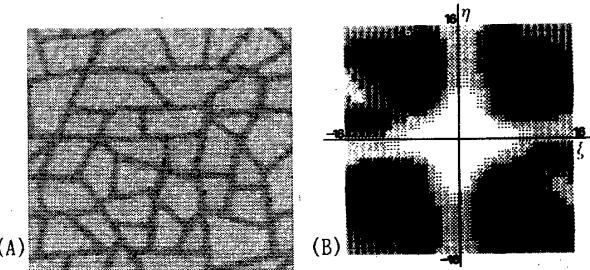


図3 明領域と暗領域の非対称性をもつテクスチャと第2自己從属関数

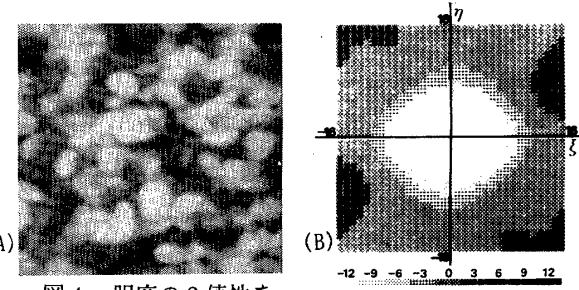


図4 明度の2値性をもつテクスチャと第3自己從属関数