7-27

ガボール解析による テクスチャ画像の統計的領域分割

日大生産工（院）　○金井隆幸
日大生産工　目黒光彦

1　はじめに

近年画像の解析手法の一つとして，ガボール解析と呼ばれる手法が注目されている．これはガボール関数を用いてガボールウェーブレットを構成し，対象となる画像にフィルタリングすることによってテクスチャ解析に有用であることが知られている．だがこの手法でテクスチャの方向性やスケールも含めて認識するためには，いくつかのパラメータを組み合わせた多数の画像を出力させねばならない．画像ごとに含まれるテクスチャの大きさ，形などは様々なので，限定されたパラメータでは有効な結果が得られない．しかしむやみにパラメータの数を増やすことは認識精度の向上につながる保証はない．よって，本研究では実験的にある程度まで限定したパラメータを用いて画像を出力し，その出力結果をさらに有用な物のみに絞る．そして絞られた結果に対してクラスタリングを行いテクスチャ領域を抽出する．

2　ガボール解析

本章では，ガボール関数及びガボールウェーブレットについての説明と，ガボール関数を用いたフィルタリングについて解説する．

2.1　ガボールウェーブレット

この節では，窓フーリエ変換で利用されるガボール関数 [1] から，連続ウェーブレットの一種であるガボールウェーブレットを構成する方法を説明する．ガボール関数はガウス関数と正弦・余弦関数から構成されている関数であり，以下の式で定義される．

$$G^{\alpha}_{b,\omega_0}(t) = e^{i\omega_0 t} g_{\alpha}(t-b) \tag{1}$$

ここで窓関数 $g_{\alpha}(t)$ は，積分値が 1 に規格化されたガウス関数であり，シフト及びダイレーション（拡大縮小）を行っても，関数の形が相似であるというウェーブレットの性質に沿うように以下のように $\psi(t)$ と窓関数 $g_{\sigma}(t)$ を定義する．

$$\psi(t) = g_{\sigma}(t) e^{i\omega_0 t} \tag{2}$$

$$g_{\sigma}(t) = \frac{1}{2\sqrt{\pi\sigma}} e^{-\frac{t^2}{4\sigma^2}}$$

α はガウス窓を示す指数であり，b は時間軸のシフト量を示すものである．また，ω_0 は，振動の中心周波数である．

式 (2) において，$t = (t-b)/a$ とすれば，シフトとダイレーションによって関数の形が相似となるので，ウェーブレットを形成する．これを基底としたウェーブレット変換をガボールウェーブレット変換（Gabor wavelet transform) と呼ぶ．

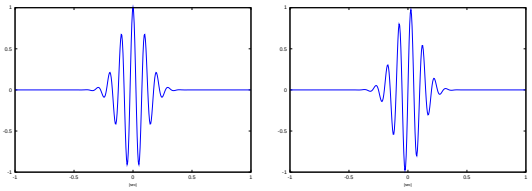
ここで，ウェーブレットの基底から原信号を再構成するためには，この逆変換が存在しなければならないという条件がある．このため，関数 ψ の直流成分が 0，すなわち，そのフーリエ変換において，$\hat{\psi}(0) = 0$ であることが必要である．そこで，これを達成するために式 (2) の ψ を次のように再定義する．

$$\psi(t) = g_{\sigma}(t) \left[e^{i\omega_0 t} - e^{-(\sigma\omega_0)^2} \right]$$

ここで、図 1 に $\sigma = 5$，$\omega_0 = \frac{\pi}{4}$，$b = 20$ のときのガボールウェーブレットの実部と虚部を示す．

Statistical Texture Image Segmentation Based on Gabor Wavelet

Takayuki Kanai and Mitsuhiko MEGURO



(a) 実部　　(b) 虚部

図 1: ガボールウェーブレットの (a) 実部と (b) 虚部

2.2　2 次元ガボールウェーブレット展開

波の検出に最適なフィルタは，その波自身であることが知られており，自己相関フィルタと呼ばれる．しかし，テクスチャの模様を表す関数が既知ではないため，その形状を予測する事が出来ない．また，周期的な波の検出には通常フーリエ変換が利用されるが，局所的な波の周波数成分はノイズに埋もれてしまうことが多い．そこで本研究では局所的な波を検出する相関フィルタとして，2 次元ガボールウェーブレットを利用した．これは基本的に前述のガボールウェーブレットを 2 次元へと拡張したものである．

前述の式 (2) を 2 次元に拡張する．2 次元の座標軸を横方向 x，縦方向 y とする．考え方としては，横方向に振動する複素振動 e^{iu_0x} に 2 次元のガウス窓をかけ，原点を中心にして θ_r 回転させることにより，2 次元ガボールウェーブレットを生成する．このことを順を追って説明する．まず，2 次元平面で x 方向のみに振動する波 e^{iu_0x} の実部 $\cos u_0x$ を立体的に表示したのが図 2 である．u_0 は波の（角）周波数である．

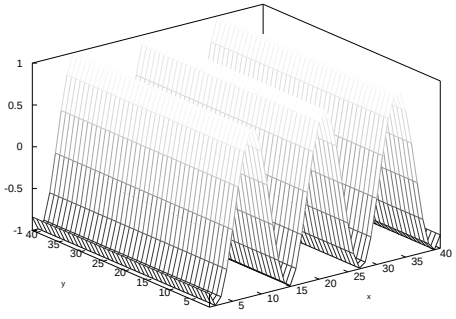


図 2: 2 次元平面で x 方向に振動する波 $\cos u_0x$

次に，この波が原点の周りで局在するように 2 次元のガウス窓をかける．2 次元ガウス窓 $g_\sigma(x,y)$ は次式で表され，それを図 3 に図示する．

$$g_\sigma(x,y) = \frac{1}{4\pi\sigma} e^{\frac{-1}{4\sigma^2}(x^2+y^2)}$$

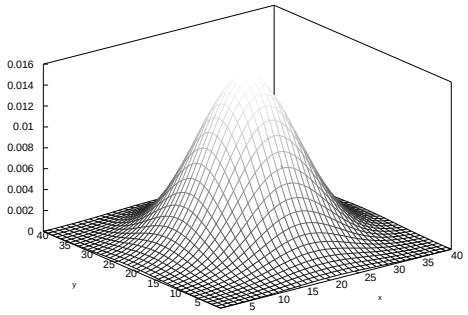


図 3: 2 次元のガウス窓

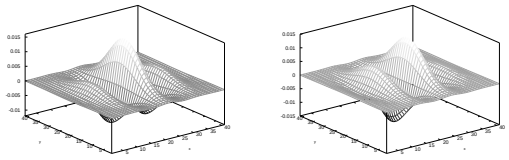
ここで σ はガウス窓の幅を示す指数である．そして波 e^{iu_0x} に 2 次元ガウス窓 $g_\sigma(x,y)$ をかけると次式になる．

$$\psi(x,y) = g_\sigma(x,y)e^{iu_0x} \tag{3}$$

1 次元の場合と同様に式 (3) をウェーブレットの性質に沿うように $\psi(x,y)$ を次のように再定義する．

$$\psi(x,y) = g_\sigma(x,y)\left[e^{iu_0x} - e^{-(u_0\sigma)^2}\right]$$

これが 2 次元ガボールウェーブレットであり，その一例を図 4 に図示する．



(a) 実部　　(b) 虚部

図 4: 2 次元ガボールウェーブレットの例

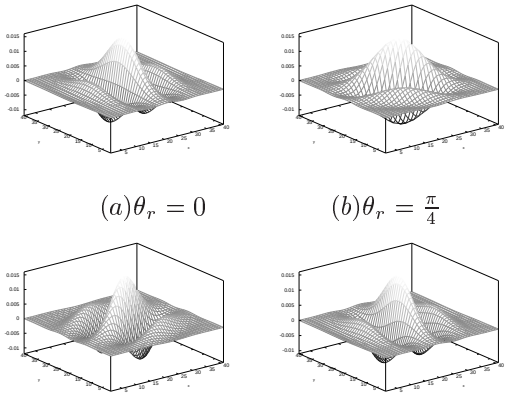
しかしこのウェーブレットは，あくまでも x 方向にのみ振動する波であり，例えば x 軸から 60 度回転した方向に進む波は，このウェーブレットでは検出できない可能性がある．そこで，2 次元ガボールウェーブレットではシフトとダイレーションのみならず，ウェーブレットの原点の周りに回転させる必要がある．関数 $\psi(x,y)$ を原点の周りに θ_r 回転させた $\psi_r(x,y)$ を次式で定義する．

$$\psi_r(x,y) = \psi(\dot{x},\dot{y})$$

ここで，

$$\begin{bmatrix} \dot{x} \\ \dot{y} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos\theta_r & \sin\theta_r \\ -\sin\theta_r & \cos\theta_r \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \tag{4}$$

$\dot{x}$ と $\dot{y}$ とは，座標軸 x と y とを θ_r だけ回転したものであり，添字 r（整数）は回転ステップを示す．図 5 に θ_r を変えた 2 次元ガボールウェーブレット $\psi_r(x, y)$ の実部を図示する．



$(a)\theta_r = 0$　　$(b)\theta_r = \frac{\pi}{4}$

$(a)\theta_r = \frac{\pi}{2}$　　$(b)\theta_r = \frac{3\pi}{4}$

図 5: 原点の周りで回転させた 2 次元ガボールウェーブレット

また式 (3) と式 (4) をまとめて 2 次元ガボールウェーブレットの母関数と呼ぶ．この関数の離散化した族 ψ_{j,r,x_0,y_0} は次式で与えられる．

$$\psi_{j,r,x_0,y_0} = a^{-1}\psi_r(\frac{x - x_0}{a^j}, \frac{y - y_0}{a^j})$$

a^j はダイレーション（拡大縮小）であり，x_0 および y_0 は平行移動である．添字 j（整数）は，ダイレーションステップを示す．

最後に入力画像 $s(x, y)$ の，ガボールウェーブレット展開係数 $G_{j,r}$ は次式により求められる．

$$G_{j,r}(x_0, y_0) =$$

$$a^{-j} \int\int s(x, y)\psi_r(\frac{x - x_0}{a^j}, \frac{y - y_0}{a^j})\,\mathrm{d}x\mathrm{d}y$$

3　領域分割

本章では画像に対する領域分割についての説明と既存の手法を用いた画像への実例を紹介する．まず，領域分割とは画像の画素毎に対して、均一の性質と思われる領域ごとに分別する処理のことを指す．すでに様々な手法が提案されているが本研究ではクラスタリングを手法として知られる K-means 法 [2] を使用する．

3.1　K-means 法

画像を領域分割するための初期分割手法として任意の色空間に対し，K 個の代表ベクトルで分割し，その代表ベクトルと領域分割したい画像データとの誤差を求め，最小誤差のクラスタ番号をその画素のインデックスとする．このような処理を画像全体について行うことにより画像の領域分割ができる．以下に RGB 色空間を例に用いたアルゴリズムを示す．

1. RGB 色空間上の任意の箇所を用い K 個の代表ベクトルとする

$$((R_1^0, G_1^0, B_1^0), (R_2^0, G_2^0, B_2^0), \ldots\ (R_i^0, G_i^0, B_i^0)$$

$$, \ldots, (R_k^0, G_k^0, B_k^0))$$

$$i = 1, \ldots, K$$

2. 画像全体の各画素値 $R(x, y), G(x, y), B(x, y)$ と比較し，最も近くに存在する代表ベクトルのクラスタ $\bar{R_j}$ に対応した部分集合に分類する．

$$\Delta R_i = |R(x, y) - R_i^0|$$

$$\Delta G_i = |G(x, y) - G_i^0|$$

$$\Delta B_i = |B(x, y) - B_i^0|$$

$$\Delta E_i(x, y) = (\Delta R_i, \Delta G_i, \Delta B_i)$$

$$\Delta E_j = min\Delta E_1, \Delta E_2, \ldots, \Delta E_K$$

$$\rightarrow (x, y) \in \bar{R_j}$$

3. 各クラスタに属する画素数 m とし，この部分集合における RGB 空間上の重心を求め，これを新しい代表ベクトルとする．

$$R_i^n = \sum R_i(x, y)/m$$

$$G_i^n = \sum G_i(x, y)/m$$

$$B_i^n = \sum B_i(x, y)/m$$

4. 更新前の代表ベクトルと更新後の代表ベクトルとの RGB 空間上の距離を算出する．これをすべてのクラスタに対して行ない， すべての値を加算したものを誤差 ΔE_0 とする．その誤差をあらかじめ設定しておいた任意の収束値と比較する．

$$\Delta R_i = |R_i^n - R_i^{n-1}|$$

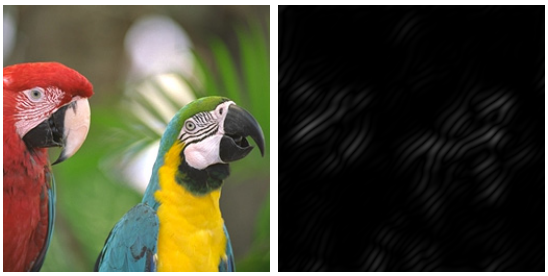
$$\Delta G_i = |G_i^n - G_i^{n-1}|$$

$$\Delta B_i = |B_i^n - B_i^{n-1}|$$
$$\Delta E = \sum(\Delta R_i, \Delta G_i, \Delta B_i)$$
$$\Delta E_0 \geq \Delta E \rightarrow \text{収束}$$

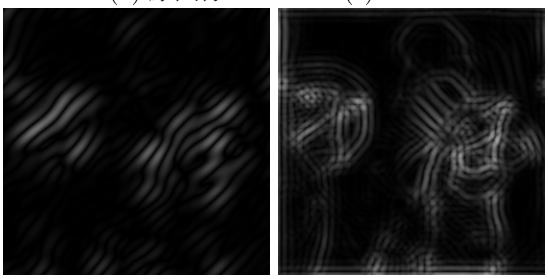
5. 任意の収束値以下に収束していない場合 2〜4 の処理を繰り返し，収束している場合は 終了する．

4 実行例

この章ではサンプル画像に対して 2 次元ガボールウェーブレット展開及び K-means 法を適用した出力画像を示す．また，2 次元ガボールウェーブレット展開において，図 6 では $\sigma = 5.0$，$u_0 = 0.5$，$j = 1$，$\theta_r = 45$ として出力している．



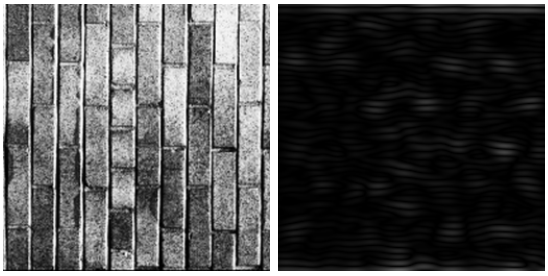
(a) 原画像　　$(b)a = 1.0$



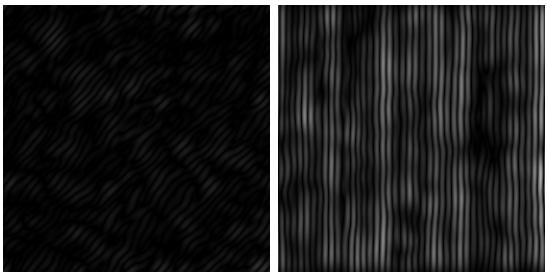
$(c)a = 1.5$　　$(d)\theta$ を重ね合わせたもの

図 6: 2 次元ガボールウェーブレット展開 1

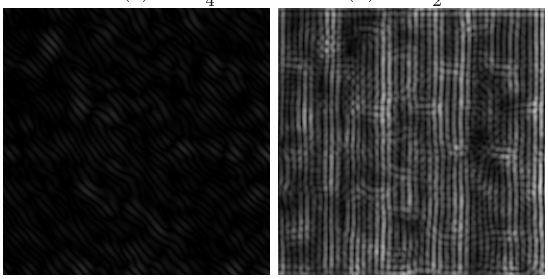
図 7 では，対象の画像に対して $\theta = 0$，$\theta = \frac{\pi}{4}$，$\theta = \frac{\pi}{2}$，$\theta = \frac{3\pi}{4}$ の各角度の画像による出力とそれらを重ね合わせた画像を示す．また，各パラメータは $\sigma = 5.0$，$u_0 = 0.5$，$j = 1$，$a = 1.0$ として出力している．



(a) 原画像　　$(b)\theta = 0$



$(c)\theta = \frac{\pi}{4}$　　$(d)\theta = \frac{\pi}{2}$



$(e)\theta = \frac{3\pi}{4}$　　(f) すべての θ を重ね合わせたもの

図 7: 2 次元ガボールウェーブレット展開 2

5 おわりに

本論文では，2 次元ガボールウェーブレット展開を用いてテクスチャの方向性やスケールを考慮した特徴量の算出について検証した．実行例を通してテクスチャの方向性及びスケールが考慮された特徴量が算出されることが確認された．今後はこれらの結果を用いて有用な画像のみに絞り，各テクスチャ領域ごとに分割する．

参考文献

参考文献

1. 中野宏毅, 山本　鎭男, 吉田　靖夫,”ウェーブレットによる信号処理と画像処理”, 共立出版株式会社, 1999.
2. 堀田　裕弘, 宮原　誠, 小谷　一孔, ”均等色空間に基づくカラー画像の領域分割”, 電子情報通信学会, 信学論　(D-), vol.j74-D- , no.10, pp.1370-1378,Oct.1991.