

千鳥格子配置を用いた楕円ガボールウェーブレットの設計と ターゲット検出への適用*

野村 由司彦^{*1}, 小西 英雄^{*2}, 杉浦 徳宏^{*3}
松井 博和^{*1}, 加藤 典彦^{*1}

Design of Elliptic Gabor Wavelets with Triangular Lattice Configuration and their Application to Target Detection

Yoshihiko NOMURA^{*4}, Hideo KONISHI, Tokuhiro SUGIURA,
Hiroyuki MATSUI and Norihiko KATO

^{*4} Department of Mechanical Engineering, Mie University,
1515 Kamihama-cho, Tsu-shi, Mie, 514-8507 Japan

This paper introduces elliptic Gabor wavelets with the triangular lattice configuration as a model-based target recognition approach. And, making the degree of overlap uniform between the neighboring Gabor wavelets in the frequency domain, it enables to cover the frequency space with higher density than the existing circular Gabor wavelets with square lattice configuration. Thus, it succeeds efficiently to extract a rotation and scale invariant features of the target objects. This paper, furthermore, presents some useful guidelines for designing system parameter values by a large amount of experiments, and shows effectiveness of the proposed method by comparing it with other methods.

Key Words: Image Processing, Pattern Recognition, Measurement, Elliptic Gabor Wavelet, Triangular Lattice Configuration, Target Detection, Fast Fourier Transform

1. 緒 言

ガボール関数は、正弦波にガウス関数を乗じることで得られ、これを畳み込み処理することにより、画像の局所的な領域の周波数特徴を抽出することができる。すなわち、位置と周波数の両者のバランスをとった特徴抽出が可能である⁽¹⁾。そのため、異なる周波数特徴を持つ領域ごとに領域分割を行う⁽²⁾、画像内の特定の周波数成分を強調する⁽³⁾、抽出する⁽⁴⁾等の処理に用いられる。これらの問題のように、対象の周波数特徴が既知であれば、それに合わせてガボール関数の波の周波数や進行方向を決定し、畳み込み処理により、効率的に特徴を抽出することができる。しかし、ターゲット検出の場合、回転やスケール変換により周波数特徴そのものが変動するので、特定のガボール関数を用いることはできない。ターゲット検出における重要な手法としては以下があげられる。

- ・ モデル画像からなるテンプレート画像と、入力画像を固有空間上で比較する固有空間法⁽⁵⁾
- ・ 複数テンプレートの線形補間で表現されるパラメトリックテンプレート空間を用いる手法⁽⁶⁾

* 原稿受付 2003年5月9日。

*1 正員、三重大学工学部(番号 514-8507 津市上浜町 1515)。

*2 三菱電機メカトロニクスソフトウェア(株)(番号 462-0823 名古屋市北区大曾根町上 5-1071)。

*3 正員、三重大学総合情報処理センター。

E-mail: nomura@mach.mie-u.ac.jp

モデルのスケール変化が周波数平面での対数座標軸上の並進移動に等しいことを利用して、モデル画像と入力画像との周波数成分をシフトマッチングして比較する局所フーリエ変換(一定窓でのフーリエ変換)ベースの手法⁽⁷⁾

固有空間法⁽⁸⁾は、画像情報を大幅に圧縮することにより、多様な変形に対応するために必要な多量のモデルとのマッチングを容易にしている。これは最も代表的な手法であることから本論文でも性能比較を行うが、ターゲットの周波数特徴が極端に均一、もしくは、集中している場合には本手法より有効であろうと考えられる。これは、本手法が一種の周波数スペクトルのパターンを特徴量としていることとの対比でいえることである。文献(6)の手法についても同様なことがいえる。局所フーリエ変換法⁽⁹⁾は、周波数平面での特徴量の回転マッピングを組み合わせれば、スケール変化のみならず、ターゲットの回転変化にも対応できる検出方法である。ターゲット全体から周波数特徴を求めるところから、回転、スケール探索が絞り込まれた後の精密なマッチングを行うのに適していると考えられる。しかし、例えば、縮小した対象を一定の窓で見たとき、背景が混入し周波数特徴に影響を及ぼすことになり、疎な探索には適当でない。

本論文では、互いに相似形で、様々な方向を持つガボール関数（ガボールウェーブレットと呼ばれる）を用いる。ガボールウェーブレットの自己相似性により、スケール変換にもある程度対応できるので、疎探索に有効である。ターゲットの位置は、ガボールウェーブレットとの相関値（内積）の配列（以下、展開係数配列）をモデル画像の中心において求めたものと、入力画像の各画素において求めたものとを比較することにより検出する。特に、ガボールウェーブレットの設計法として、周波数平面で橿円形状となるガボールウェーブレットを千鳥格子状に配置するものを利用することを提案し、それに基づいて、ガボールウェーブレットの大きさや配置について設計法を提案する。さらに、円形・等間隔配置による従来のガボールウェーブレット^{(8)~(11)}、ならびに固有空間法と性能を比較し、提案の方法の有効性を示す。

2. ターゲット検出方法

2.1 概要

2.1.1 展開係数

はじめに橿円ガボールウェーブレットによるターゲット検出方法を説明する。橿円ガボールウェーブレットとは、図1(a)内の8つの小図のように、実平面上において、さまざまな方向の2次元の平面波に2次元の正規分布を乗じて形成される小波をいう。これには、図1上図のようにcosine関数とsine関数がある。これらのガボールウェーブレットをフーリエ変換して得られる周波数平面の像はガウス関数となる。ところで、画像の各所において、局所的な画像と各小波との相関値（局所的な画像と各小波との間での画素毎の積の、すべての画素に関する和値であり、以下では“展開係数”とよぶ）を考える。各小波に対する展開係数は、画像の各所の周波数特徴を表す。

2.1.2 画像の変換と展開係数

ところで、本研究が対象とするモデル画像の変換は、並進、回転、スケール変換である。ただし、入力画像の各所でターゲットの有無を判定するので、並進は考えなくともよい。残る、回転とスケール変換に対してはその影響を受けないようにしなければならない。

(a) 回転について モデル画像に対するガボールウェーブレットの展開係数は、入力画像内ターゲットと同量だけ回転したガボールウェーブレットの展開係数と同一の値となる。これを用いて、回転の影響

を受けないようにできる。そのためには、同じ大きさの橿円ガボールウェーブレットを周波数平面内で角度方向に等間隔に配置する（図1(a)参照）。

(b) スケール変換について また、モデル画像に対するガボールウェーブレットの展開係数は、入力画像内ターゲットのスケール変換に対しては、同じ倍率だけスケール変換したガボールウェーブレットの展開係数と同一の値となる。このことを利用して、スケール変換の影響を受けないようにできる。そのためには、周波数平面内で相似形状を保ちながら大きさの異なる橿円ガボールウェーブレットを半径方向に等比級数的に配置する（図1(b)参照）。

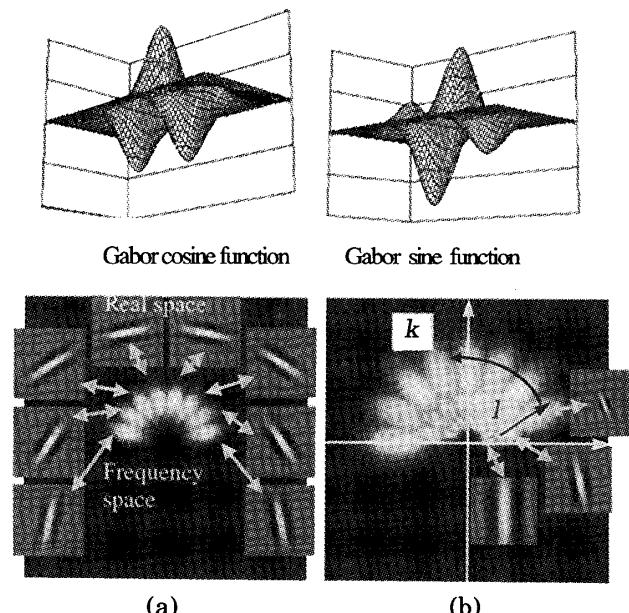


Fig. 1 Gabor wavelets
 (a) with different directions
 (b) with triangular lattice configuration in frequency domain
 (sub-image: real space, background image: frequency space)

(c) ターゲット検出 以上のように配置したガボールウェーブレットと画像との相関係数、すなわち展開係数を求めると、角度とスケールとの2次元の変数に対応する展開係数の配列ができる。入力画像の各画素において、それを中心とする局所的な画像の展開係数配列を求める。それらの中でモデル画像の展開係数配列と一致するものがあれば、検出したいたターゲットが検出できたことになる。すなわち、各ガボール関数の相関量からなる展開係数配列は、例えば列方向（ k 軸とよぶ）に角度、行方向（ l 軸とよぶ）にスケールをとって配列を形成すると、画像の回転変換により k 軸方向に循環シフト、スケール変換により l 軸方向にシフトするという特性をもつ。そこで、モデル画像

の中心における展開係数配列と、入力画像の各画素における展開係数配列を、 k 軸方向に循環シフトマッチング、 l 軸方向にシフトマッチングを行うことにより、ターゲットを検出することができる。

2.1.3 千鳥格子梢円ガボールウェーブレット

さて、ガボールウェーブレットとしては、従来は円型ガボールウェーブレットを正方格子状に配置していた。これに対して、本研究では、特に、ガボールウェーブレットを梢円とし、さらにその配置もガボールウェーブレット千鳥状に配置する（図2参照）。これにより、より一様に周波数平面を覆うことができ、結果として周波数特徴量をくまなく抽出した展開係数配列を得ることが期待できる。周波数平面での千鳥格子配置を用いた梢円ガボールウェーブレットは実平面では、2次元ガウス関数 $\exp(-\mathbf{x}'^T \mathbf{Q}_l \mathbf{x}' / 2)$ と三角関数波 $\exp(j\varphi_l \mathbf{x}')$ の積により、梢円型に局在した波となる。すなわち、

$$g(\mathbf{x}, \mathbf{R}_{kl}, \rho_l, \mathbf{Q}_l) = g_l \exp(-\mathbf{x}'^T \mathbf{Q}_l \mathbf{x}' / 2) \exp(j\rho_l \mathbf{x}') \quad \cdots(1)$$

一方、周波数平面ではガウス関数、（図1(a)参照）

$$G(\mathbf{u}, \mathbf{R}_{kl}, \mathbf{t}_{kl}, \Sigma_l) = \exp\{-(\mathbf{u}-\mathbf{t}_{kl})^T \Sigma_l (\mathbf{u}-\mathbf{t}_{kl}) / 2\} \quad \cdots(2)$$

となる。ここで、

添え字 k, l : 円周方向、準半径方向(半径方向と円周方向を合成した方向)の順番を表す指標で（図2参照）、 $0 \leq k < n_k$, $0 \leq l < n_l$

$\mathbf{x} = [xy]^T$: 実平面座標

$\mathbf{u} = [uv]^T$: 周波数平面座標

$\mathbf{x}' \equiv [x'y']^T = \mathbf{R}_{kl}^T \mathbf{x}$: 実平面横座標軸をガボール関数の波の進行方向に回転した座標系の座標

$(\mathbf{u}-\mathbf{t}_{kl})' \equiv \mathbf{R}_{kl}^T (\mathbf{u}-\mathbf{t}_{kl})$: 周波数平面座標をガウス関数の中心に並進移動、ガウス関数の傾きにあわせて回転させた座標系の座標

\mathbf{t}_{kl} : 並進移動ベクトル

n_k, n_l : 円周方向、準半径方向の関数の個数。

\mathbf{R}_{kl} : 座標軸の方向を表す回転行列

\mathbf{Q}_l : 実平面でのガボールウェーブレットの広がりを表す共分散行列

Σ_l : 周波数平面でのガボールウェーブレットの広がりを表す共分散行列

g_l : ガボール関数の周波数平面での最大値を1に正規化する係数

なお、 \mathbf{R}_{kl} は座標軸の回転行列であり、千鳥格子状に配置するため、

$$\mathbf{R}_{kl} = \begin{bmatrix} \cos(k\tau + l\tau/2) & -\sin(k\tau + l\tau/2) \\ \sin(k\tau + l\tau/2) & \cos(k\tau + l\tau/2) \end{bmatrix} \quad \cdots(3)$$

のように定める。ここで、 τ は円周方向の回転間隔で、定数 n_l により、 $\tau = \pi/n_l$ と与えられる。回転角が $k\tau + l\tau/2$ のように、高周波になるにつれて（つまり l が増えるにつれて） $\tau/2$ が大きくなるので、図2のように千鳥格子配置になる。また、回転行列 \mathbf{R}_{kl} を2本のベクトルを接合した $\mathbf{R}_{kl} = [\mathbf{e}_{kl1} \ \mathbf{e}_{kl2}]$ と見ると、

$$\mathbf{t}_{kl} = \rho_l \ \mathbf{e}_{kl1} \quad \cdots(4)$$

$$\rho_l = M^l \ \rho_0 \quad \cdots(5)$$

$$\rho_0 = \alpha \Sigma_{0,r} \quad \cdots(6)$$

と表すことができる。ここで、

ρ_l : 準半径方向で l 番目のガウス関数の中心座標
(ガボールウェーブレットの中心周波数、倍率 M により等比級数的に増大する)

M : 設定倍率を表す定数

ρ_0 : 最低周波数のガボール関数の中心周波数

α : 周波数平面の原点との重なりを表す係数

$\Sigma_{0,r}$: 中心周波数が ρ_0 のガボールウェーブレットの周波数平面での半径方向標準偏差

また、 \mathbf{Q}_l は実平面で準半径方向での順位 l に従って倍率 M^{-2l} で等比級数的に減少し、 Σ_l は周波数平面で倍率 M^{2l} で等比級数的に増大するので、

$$\mathbf{Q}_l = \begin{bmatrix} \sigma_{l,r}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{l,t}^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} M^{-2l} \sigma_{0,r}^2 & 0 \\ 0 & M^{-2l} \sigma_{0,t}^2 \end{bmatrix} \quad \cdots(7)$$

$$\Sigma_l = \begin{bmatrix} \Sigma_{l,r}^2 & 0 \\ 0 & \Sigma_{l,t}^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} M^{2l} \Sigma_{0,r}^2 & 0 \\ 0 & M^{2l} \Sigma_{0,t}^2 \end{bmatrix} \quad \cdots(8)$$

$$\mathbf{Q}_l = \Sigma_l^{-1} \quad \cdots(9)$$

$$g_l = 1/(2\pi \sigma_{l,r} \sigma_{l,t}) \quad \cdots(10)$$

により与えられる。ここで、

$\sigma_{l,r}$: 実平面での準半径方向で l 番目のガウス関数の半径方向の広がりを表す標準偏差

$\sigma_{l,t}$: 同接線方向の広がりを表す標準偏差

$\Sigma_{l,r}$: 周波数平面での準半径方向で l 番目のガウス関数の半径方向の広がりを表す標準偏差

$\Sigma_{l,t}$: 同接線方向の広がりを表す標準偏差

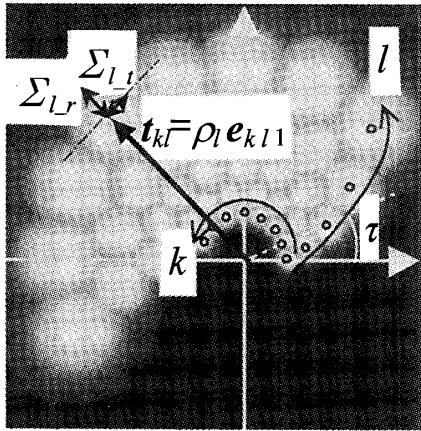


Fig. 2 Channel modulation frequency

2.2 千鳥格子梢円ガボールウェーブレット変換

前節で与えたガボールウェーブレットを入力画像 $f(x)$ に畳み込むことにより、複素ガボール展開係数

$$c_{kl}(x) = \int f(\tau) g(x - \tau, R_{kl}, \rho_l, Q_l) d\tau \quad \cdots(11)$$

が得られ、ガボール関数の角度 R_{kl} 、および周波数 ρ_l に対応する周波数成分を抽出できる。以下では、複素ガボール展開係数 $c_{kl}(x)$ の実部を $a_{kl}(x)$ 、虚部を $b_{kl}(x)$ とし、 $c_{kl}(x) \equiv [a_{kl}(x) \ b_{kl}(x)]^T$ のように表す。なお、式(11)の畳み込み処理は、入力 f のフーリエ変換 F とガボール関数 g のフーリエ変換 G の積 $F \cdot G$ の逆フーリエ変換

$$c_{kl}(x) = \text{Fourier}^{-1} [F(u) \cdot G(u, R_{kl}, t_{kl}, \Sigma_l)] \quad \cdots(12)$$

によっても計算できる。計算量を考慮して、モデル画像には式(11)、入力画像には式(12)を用いる。

2.3 特徴量

複素ガボール展開係数は、一般には位置ずれの影響の出ないように、振幅スペクトルとして用いられることが多い。しかし、本論文では画素毎に周波数特徴量を求めて、ターゲットが存在する可能性が高い画素を探査するので、位相情報も含めた特徴量として利用できる。そこで、複素ガボール展開係数の実部と虚部を連接し、振幅と位相の両者を表す特徴量とする。

さて、モデル画像の中心座標 $O_M = [0 \ 0]^T$ における展開係数群 $c_{00}(O_M), c_{01}(O_M), \dots, c_{k0}(O_M), \dots$ 、および入力画像の任意の座標 x_I における展開係数群 $c_{00}(x_I), c_{01}(x_I), \dots, c_{kl}(x_I), \dots$ を、 k, l を両軸とする 2 次元配列に入れ、

$$C(O_M) \equiv \begin{bmatrix} c_{0,0}(O_M) & \dots & c_{0,l}(O_M) & \dots & c_{0,n_r-1}(O_M) \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{k,0}(O_M) & \dots & c_{k,l}(O_M) & \dots & c_{k,n_r-1}(O_M) \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{n_t-1,0}(O_M) & \dots & c_{n_t-1,l}(O_M) & \dots & c_{n_t-1,n_r-1}(O_M) \end{bmatrix}$$

$$C(x_I) \equiv \begin{bmatrix} c_{0,0}(x_I) & \dots & c_{0,l}(x_I) & \dots & c_{0,n_r-1}(x_I) \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{k,0}(x_I) & \dots & c_{k,l}(x_I) & \dots & c_{k,n_r-1}(x_I) \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{n_t-1,0}(x_I) & \dots & c_{n_t-1,l}(x_I) & \dots & c_{n_t-1,n_r-1}(x_I) \end{bmatrix} \cdots(13)$$

のようにまとめることにする。

2.4 マッチングアルゴリズムと最悪条件

K, L を任意の正の整数として（負のときには逆になる）、ターゲットが反時計方向に $K\tau$ 回転し、かつ M^{-L} 倍に縮小した場合について考えよう。このとき、千鳥格子配置では、モデルの展開係数配列を k 軸方向で下に K 行だけ循環シフトし（ただし、虚部は、循環した要素の符号を反転させる）、 l 軸方向で右に L 列シフトした配列と、回転・縮小前の展開係数配列とは一致する。そこで、入力画像の画素毎に、以下の式(14)のようにモデルの展開係数配列をずらしながら、入力の展開係数配列との類似度を計算し、最大類似度を求めるうことにより、入力画像中でモデルに類似する座標をもとめることにより、ターゲットを探索することができる。すなわち、 k 方向に K 循環シフト、 l 方向に L シフトしたとき、互いに重なる部分のモデル展開係数配列を $C(O_M)^{(KL)}$ 、入力展開係数配列を $C(x_I)$ とし、2 次元複素関数 A, B の内積を $\{A, B\}$ と表すと、関数の各画素における類似度 $-1 \leq S(x_I) \leq 1.0$ は、以下のようになる。ここで、類似度が $-1.0 \sim 1.0$ の間に収まるように重なる部分の配列は正規化されている。

$$\begin{aligned} S(x_I) \\ = \max [\{C(O_M)^{(KL)} / \|C(O_M)^{(KL)}\|, C(x_I) / \|C(x_I)\|\}] \\ \text{where } 0 \leq K < n_t, -1 \leq L \leq 1] \end{aligned} \cdots(14)$$

以上の操作を入力画像の全画素で行い、類似度 S の x_I に対する分布、 $S(x_I)$ を求める。類似度分布において、極大かつ、しきい値を超える画素を順位付けし、検出点候補とする。なお、4 章の実験では、付与する定数について、設計指針を求める。その際、正解画素における類似度がそれ以外の画素群の類似度に対して相対的に突出していることが評価指針となる。そこで、類似度 S をその分布の標準偏差 σ_s で規格化した値、

$$\mathbf{S}(\mathbf{x}_l) = \mathbf{S}(\mathbf{x}_l) / \sigma_{si} \quad \cdots(15)$$

を評価用類似度として用いる。

次に、ターゲット検出性が極端に悪くなる条件(ターゲットの回転、スケール)について説明する。ガボール変換は、周波数平面でガボールウェーブレットが覆う領域のスペクトル成分を抽出して特徴量とする。ここで、各ガボールウェーブレットが同じ周波数成分を抽出するのであれば影響は少ない。しかし、標本点がずれるほど影響は大きくなる。よって、千鳥格子配置の場合には、3角形をなす3つのガウス関数の谷間、正方格子配置では、4つのガウス関数の谷間が最悪条件となる。4章の実験では、この最悪条件下で検出性が最もよい定数値を求める。

3. 設 計

3.1 概要

対象とするガボールウェーブレットには、多くの定数が含まれている。これらの定数の中で利用者が設定しなければならない定数(付与定数とよぶ)の個数はできる限り少ない方が利用し易い。そこで、最適性を考察することにより、付与定数から従属定数を導く方法を考える。本章ではその方法について説明する。

3.2 方法

3.2.1 条件

(a) **前提条件** 定数 n_l, n_r, p, α はガボールウェーブレットの個数と重なりを定めるものであり、計算時間と検出性能とのトレードオフを設計者が考慮して定める前提条件であり、これらを付与定数とする。

(b) **拘束条件** 隣り合うガボールウェーブレットの重なりの程度がどこにおいても等しい状況が最適であると考えられる。これは、周波数平面の情報をできる限り一様に抽出することに相当する。よって、

- 関数同士の円周方向の重なりが等しい
- 関数同士の準半径方向の重なりが等しい
- ナイキスト周波数と原点での関数値が等しい

の3つを拘束条件として、付与定数から従属定数 $\Sigma_{lr}, \Sigma_{lp}, M$ を求める。

3.2.2 定式化

(a) **拘束条件 1 (円周方向の関数の重なり)** 円周方向でのガウス関数同士の重なりを等しくする条件を定式化する。以下では、関数の大きさを高さに見立てて説明する。図3において、円周方向で隣接する2つのガウス関数が等しい高さとなる曲線の中で最大値を

持つ点を点Bとする。円周方向で隣接するガウス関数の中心A, Cと点Bを結んだ直線AB, CBが、 u 軸と辺ABのなす角 γ 方向の標準偏差 Σ_γ の p 倍で重なるように Σ_0 を設計すればよい。すなわち、

$$\text{辺 AB の長さ} = \text{辺 CB の長さ} = p \Sigma_\gamma \quad \cdots(16)$$

具体的には、図3において、点C、点Aを中心とした点Bに接する2つの等高線(梢円)を考える。両梢円の長軸は原点を通っているので、原点から点Bに向けた直線は両梢円に接する。よって点Bにおける接線の勾配は $\tan(\tau/2)$ に等しく、

$$\tan(\tau/2) = (\Sigma_{0,l} / \Sigma_{0,r})^2 / \tan \gamma \quad \cdots(17)$$

となる。また、OBを斜辺、 u 軸に底辺を取った直角三角形を考えると、

$$\tan(\tau/2) = p \Sigma_\gamma \sin \gamma / (p - p \Sigma_\gamma \cos \gamma) \quad \cdots(18)$$

が得られる。ここで、梢円の方程式から、

$$\Sigma_\gamma = \Sigma_{0,l} \Sigma_{0,r} / ((\Sigma_{0,l} \sin \gamma)^2 + (\Sigma_{0,r} \cos \gamma)^2)^{1/2} \quad \cdots(19)$$

(b) **拘束条件 2 (準半径方向の関数の重なり)** 千鳥格子配置では、円周方向軸 k の他に、準半径方向(図4におけるAE方向)にも隣接する関数が存在する。したがって、この準半径方向においても $p\Sigma$ で互いに交わるように設計する必要がある。図中、 δ, ξ は偏角、 $\Sigma_\delta, \Sigma_\xi$ は、それぞれ点A、点Eを中心とするガウス関数の角度 δ, ξ 方向の動径である。

点A、点Eを中心とするガウス関数の交点の中で最高の点が、直線AE上のD点であると近似する。三角形OAEに余弦定理を適用すると、

$$\{p(\Sigma_\delta + \Sigma_\xi)\}^2 = \rho_0^2 + (M\rho_0)^2 - 2\rho_0(M\rho_0) \cos(\tau/2) \quad \cdots(20)$$

ここで、式(19)と同様に、

$$\Sigma_\delta = \Sigma_{0,l} \Sigma_{0,r} / ((\Sigma_{0,l} \sin \delta)^2 + (\Sigma_{0,r} \cos \delta)^2)^{1/2} \quad \cdots(21)$$

$$\Sigma_\xi = \Sigma_{0,l} \Sigma_{0,r} / ((\Sigma_{0,r} \sin \xi)^2 + (\Sigma_{0,l} \cos \xi)^2)^{1/2} \quad \cdots(22)$$

次に、幾何学的条件より、

$$\delta = \tau/2 + \xi \quad \cdots(23)$$

$$\xi = \tan^{-1}\{\sin(\tau/2) / (M - \cos(\tau/2))\} \quad \cdots(24)$$

(c) 拘束条件 3 (ナイキスト周波数での交わり)

式(6)より、原点ではガウス関数は標準偏差の α 倍で交わる。一方、最高周波のガウス関数がナイキスト周波数 H (画素数の 1/2)において、同様に α 倍で交わるならば(図5参照)，

$$\rho_{n_r-1} + \alpha \Sigma_{n_r-1} = H \quad \cdots(25)$$

が成り立つ。ここで、 ρ_{n_r-1} は最高周波に位置するガウス関数の中心周波数であり、式(5), (6)から

$\rho_{n_r-1} = M^{n_r-1} \alpha = M^{n_r-1} \alpha \Sigma_{0_r}$ となる。一方、 Σ_{n_r-1} は最高周波に位置するガウス関数の半径方向の標準偏差であり、式(8)から $\Sigma_{n_r-1} = M^{n_r-1} \Sigma_{0_r}$ となる。これらを式(25)に代入し、

$$\Sigma_{0_r} = H / (2\alpha M^{n_r-1}) \quad \cdots(26)$$

を得る。

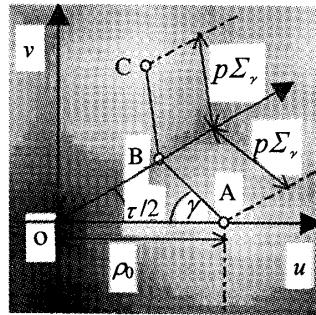


Fig. 3 Overlap in tangential direction

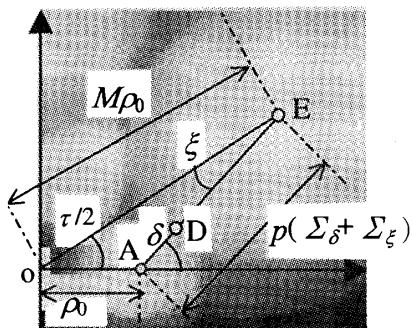
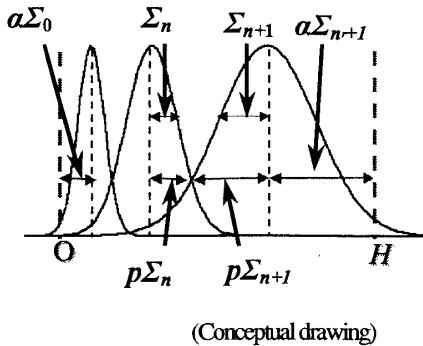


Fig. 4 Overlap in quasi-radial direction

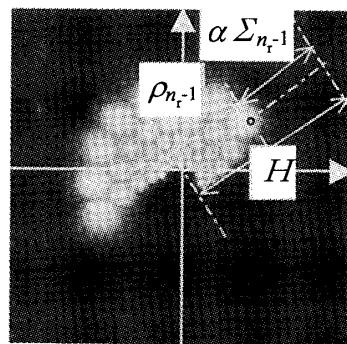


Fig. 5 Configuration in frequency space

3.2.3 まとめ

【手順 1】ガボールウェーブレットの個数と重なりを定める定数 n_t , n_r , p , α を定める。

【手順 2】円周方向間隔 τ を $\tau = \pi/n_t$ により定める。

【手順 3-1】仮の値 Σ_{0_r} を変化させ、式(6)から仮の ρ_0 、式(5)から仮の ρ_l 、式(4)から仮の t_{kl} を定める。

【手順 3-2】仮の Σ_{0_r} , ρ_0 , ρ_l , t_{kl} を前提として、式(17), (18), (19)の 3 式を連立させて、 Σ_{0_t} , Σ_γ , γ を解く（これらも仮の値）。なお、条件式が非線型であることから数値解法を用いる。これにより、さまざまな Σ_{0_r} 対応で Σ_{0_t} を定める、一つの関係が得られる。

【手順 4-1】仮の値 Σ_{0_r} を変化させ、式(6)から仮の ρ_0 、式(26)から仮の M を定める。さらに、仮の M と式(24)から仮の ξ 、式(23)から仮の δ を定める。

【手順 4-2】仮の Σ_{0_r} , ρ_0 , M , ξ , δ を前提として、式(20), (21), (22)の 3 式を連立させて、 Σ_{0_t} , Σ_δ , Σ_ξ を解く（これらも仮の値）。ここでも数値解法を用いる。これにより、さまざまな Σ_{0_r} 対応で Σ_{0_t} を定める、二つ目の関係が得られる。

【手順 5】手順 3-2で求めた Σ_{0_r} と Σ_{0_t} の関係、手順 4-2で求めた Σ_{0_r} と Σ_{0_t} の関係の両者を満たすものとして、 Σ_{0_r} と Σ_{0_t} を決定する。

【手順 6】決定された Σ_{0_r} と Σ_{0_t} から、他の定数 ρ_0 , ρ_l , t_{kl} , M , σ_{l_r} , σ_{l_t} , Σ_{l_r} , Σ_{l_t} , g を定める。

4. 実験

本章では、はじめに付与定数の設計指針を実験により求める。その後、他手法と検出性能を比較する。

4.1 付与定数の最適値の探索実験

128×128 画素の、人物画像(People), 電子回路画像(IC board), 新聞画像(Newspaper)を用いて、ターゲット検出を行い、付与定数の設計指針を求める(図 6 参照)。付与定数は表 1 に示す範囲で調べる。本論文も

その一つであるが、ガボールウェーブレットを用いる手法は、ガボールウェーブレットの自己相似性を利用してスケール変換（縮小・拡大）にも、ある程度対応できる。縮小した画像においては、原画像における高周波成分は縮退していく。したがって、スケール変換に対応しようとすると、高周波成分は使えないと考えた方が適切であろう。結果として精密な探索（位置決め）は難しくなる。その意味でこの手法は疎探索に向く。このように本手法が疎探索に向くことも考慮し、実験では、顔における目鼻口、新聞や IC の文字などの細部が不鮮明となるが低解像度画像を用いた。モデルは、入力画像から 32×32 画素の大きさで切り抜いた画像を基に、表 1 の定数値の各組み合わせに対して定まる最悪条件に変形させたものを用いた。その変形に際して画素値は線形補間で求めた。マッチング後に得られる式(15)の類似度分布で極大点を持つ座標を類似度が高い順に並べて順位付けし、候補点とした。そしてターゲット中心からモデル画像サイズの $1/2$ (つまり 16 画素)の半径の円内に存在する候補点で、最大の順位を持つ点を検出点とした。検出点の順位が 1 位であれば、2 位との類似度との差（正值）を、2 位以下であれば 1 位との類似度の差（負値）をとる（優位度とよぶ）。したがって、優位度が大きければ、検出性に優れると判断できる。各 n_t , n_r , p の組に対し、表 1 の α の範囲で優位度を求める、その最大値をその組の優位度とする。その時の α を α_{opt} と記す。図 7 に優位度分布を示す。人物画像、電子回路画像、新聞画像について、 p と n_r を軸とする優位度分布を、 $n_r = 3, 4, 5$ の順で示す。図から、人物画像、電子回路画像、新聞画像の順で検出性が低くなることがわかる。また、 n_t , n_r の数に比例して検出性が上がり、 p は 0.7 付近で特に優位度が高いことがわかる。

次に、図 7 を作成する際に用いた α_{opt} の度数分布を画像ごとにまとめ図 8 に示す。人物画像と電子回路画像は、 α_{opt} が 8 付近で最も多く、新聞画像は 2 と 8 付近の 2 個所が多くなっている。この違いの原因として、画像の周波数成分の違いがあげられる。そこで、各画像の振幅スペクトルを求め、図 9 に示す。図 9(a), (b) では、中周波数領域に広がり、その凹凸がはっきりと表れている。また、図 9(c)では、低、高周波数領域に強い集中が見られる。このような特徴のため、人物画像と電子回路画像では、 α を 8 にすることにより、ちょうど分布が密集している中周波数領域に閾値が集中したと思われる。一方、新聞画像では周波数領域の 2 つのピークに対応して、 α に 2 つの度数のピークが表

れたと思われる。このように、画像によって α の最適値は異なるものと考えられる。

以上をまとめると、設計に際しては、 n_t , n_r を多くとり、 $p = 0.7 \sim 1.0$ 付近を用いればよい。 α については、画像の特徴を踏まえて選ばなければならない。

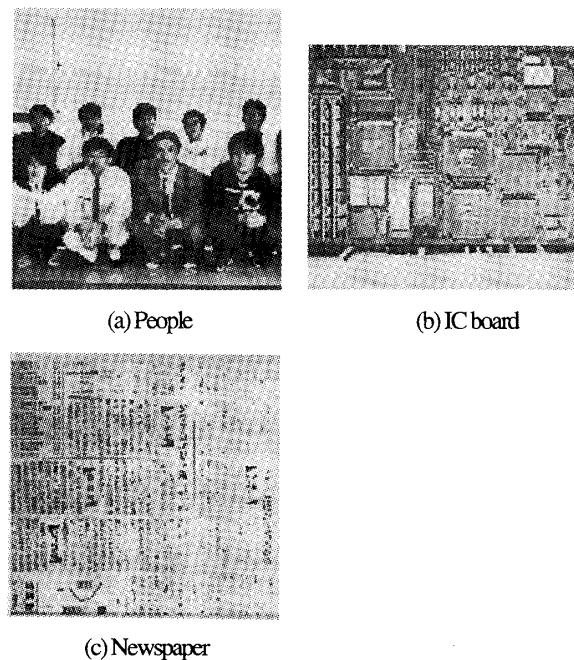


Fig.6 Images used for experiments

Table 1 Parameter ranges in optimum condition search experiments

n_t	6, 8, 10
n_r	3, 4, 5
p	0.1, 0.3, 0.7, 1.0, 1.5, 2.0
α	1.0, 1.5, 2.0, 3.0, 5.0, 7.0, 8.0, 10, 12, 14, 16, 18

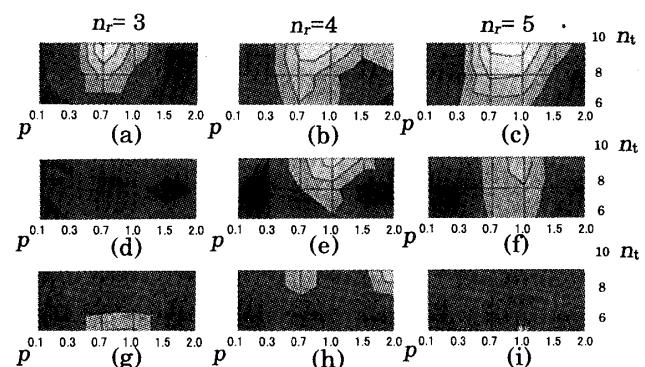


Fig. 7 Distribution map of superior ratio for p, n_t, n_r .

(a)~(c):People, (d)~(f): IC board, (g)~(i):Newspaper.

(from black (worst) to white (best))

-0.3, ~0.0~, 0.3~, 0.6~, 0.9~, 1.2~1.5)

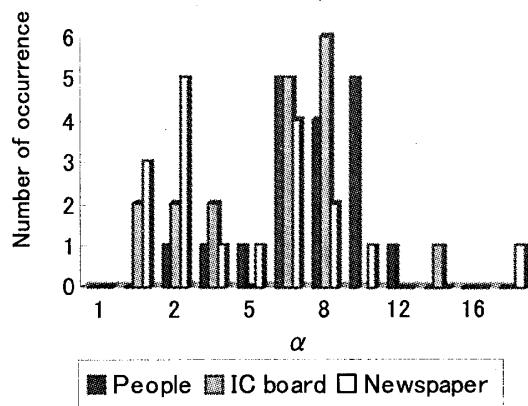
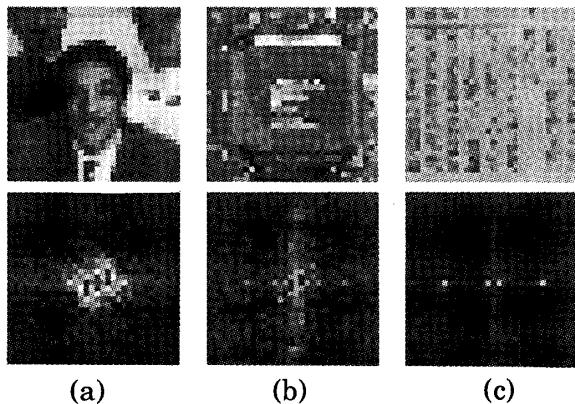
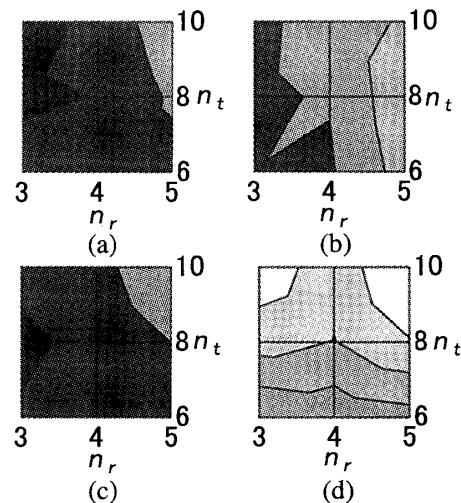
Fig.8 Distribution of frequency α_{opt} 

Fig.9 Model images (top) and their amplitude spectra (bottom),

(a) People, (b) IC board, (c) Newspaper

4.2 他手法との比較実験

正方格子円型ガボールウェーブレット変換(CSGT), 正方格子梢円ガボールウェーブレット変換(ESGT), 固有空間法を用いた変換(KLD) (付録参照) と本手法, すなわち千鳥格子梢円ガボールウェーブレット変換(ETGT)を用い, 検出性能を比較した. 画像は人物画像のみで行った. CSGT, ESGT での実験においても ETGT と同様に 0.7 付近で最大優位度であったため, p は 0.7 に固定した. なお, 表 1 の α の中で, 優位度を求め, 最大値を検出結果とした. 結果を図 10 に示す. (a)CSGT, (b)ESGT, (c)KLD, (d)ETGT の順に, 横軸に n_r , 縦軸に n_t を取った優位度分布を表す. 本手法(d)の優位度の高さが見てとれる.

Fig.10 Distribution map of superior ratio for n_t , n_r ,

(a) CSGT, (b) ESGT, (c) KLD, (d) ETGT.

(from black (worst) to white (best) :

-0.6~, -0.3~, 0.0~, 0.3~, 0.6~, 0.9~

5. 結 言

千鳥格子配置の梢円ガボールウェーブレット変換を用いて未知背景下に存在するターゲットを検出する方法と, 周波数平面において隣り合うガボールウェーブレットの重なり方を均一にするという指針に基づいて設計方法を提案した. このようなガボールウェーブレット変換では, 周波数平面内で密に関数を配置することができ, ガウス関数の谷間の周波数成分も比較的よく抽出できる. 実験では, 隣り合うガウス関数の重なり定数 $p = 0.7$ に固定して関数を 20 個程度とり, 原点とナイキスト周波数での重なり定数 α を画像に応じて最適に選べば, 最悪条件でも安定して検出できることが確かめられた. 今後は, モデルの照明条件や 3 次元的な姿勢の変化に起因する変動に対しても有効な方法を検討したい. また, 重なり定数 p , α の最適性に対する理論的考察も必要であろう.

三矢保永教授には研究の当初から多大なご支援, ご協力をいただいた. 松浦勇氏にもご助力をいただいた. ここに感謝の意を表する.

文 献

- (1) J.G.Daugman, "Uncertainty relation for resolution in space, spatial frequency, and orientation optimized by two-dimensional cortical filters", *J. Opt. Soc. Am.*, vol. A2, pp.1160-1169, (July 1985)
- (2) Alan Conrad Bovik, Marianna Clark and Wilson S.Geisler, "Multichannel Texture Analysis Using Localized Spatial Filters", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.12, No.1, pp.55-72 (1990)

- (3) 中野 宏毅, 吉田 靖夫, 藤田 和弘, “ガボール関数を用いたカラー液晶ディスプレイのマクロ欠陥検査支援,” 電子情報通信学会論文誌 D-II, Vol.J80-D-II, No.3, pp.734-744(1997)
- (4) J. Fdez-Valdivia, J.A.Garcia, J.Martinez-Baena, and X.R. Fdez-Vidal, “The selection of natural scales in 2D images using adaptive Gabor filtering”, IEEE Trans. PAMI, vol.20, no.5, pp.458-469(1998)
- (5) Michihiko Uenohara and Takeo Kanade, “Use of Fourier and Karhunen-Loeve Decomposition for Fast Pattern Matching With a Large Set of Templates,” IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.19, No.8, pp.891-898(1997)
- (6) 田中 弘一, 佐野 瞳夫, 大原 秀一, 奥平 雅士, “パラメトリックテンプレート法とその高精度ロバストマッチングへの応用,” 電子情報通信学会論文誌 D-II, Vol.J83-D-II, No.4, pp.1119-1130(2000)
- (7) Jurgen Altmann and Herbert J.P.Reitbock, “A Fast Correlation Method for Scale- and Translation- Invariant Pattern Recognition,” IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. PAMI-6, No.1, pp.46-57(1984)
- (8) グッド・ブレイバード, 吳海元, 谷内田 正彦, “多様な姿勢を有する入力顔画像からの個人識別,” 電子情報通信学会論文誌 D-II, Vol.J80-D-II, No.8, pp.2232-2238(1997).
- (9) R.Neil Braithwaite and Bir Bhanu, “Hierarchical Gabor Filters for Object Detection in Infrared Images,” Proceedings Computer vision and pattern recognition, pp 628-631(1994)
- (10) 吉田幸生, 吳海元, 塩山忠義: 特徴点自動抽出を用いたガボール変換による顔抽出, 電子情報通信学会技術研究報告, PRMU2001-202, pp.63-68 (Jan. 2002)
- (11) 河田耕三, 有本 韶, “ガボール展開係数を用いた階層的テクスチャ解析”, 電子情報通信学会論文誌 D-II, Vol.J78-D-II, no.3, pp.437-444 (1995)

付録 固有空間法を用いた物体検出

固有空間法を用いた物体検出について簡単に述べる。まず、入力画像から切り抜いた原画像について、スケール変換と回転をかけて学習画像群を作る。スケール変換の拡大率は $M^{-1} \sim M$ の範囲で等比級数間隔に 50 分割、角度方向には $0 \sim 2\pi$ の間で等間隔に 360 分割とした。したがって、原画像から 360×50 枚の学習画像が作られる。これらの学習画像から共分散行列を作成して、固有ベクトルを求め、固有空間を作成する。用いた固有ベクトルの数は、大きい順での固有値の累積値が、共分散行列における全対角成分の和の 80% に達する時の固有ベクトルの数とする。また、ガボール変換でいうと正方格子状にアフィン変換させてテンプレート画像を作成するので、倍率定数 M は CSGT の値を用いる。

次に、テンプレート画像（モデルを表すために学習画像から選択した画像）や入力画像の固有空間への投影について説明する。まず、テンプレートの回転方向の個数 $n_t^{(KLD)}$ 、スケール方向の個数 $n_r^{(KLD)}$ をガボール変換と計算量が等しくなるように決定する（具体的に

は後述）。次に、 $0 \sim 2\pi$ の範囲で等間隔に $n_r^{(KLD)}$ 個、 $M^{-1} \sim M$ の範囲で等比級数間隔に $n_t^{(KLD)}$ 個、原画像にアフィン変換を行ってテンプレート画像群を作成し、これらのテンプレート画像群を先に求めた固有空間に参照点として投影する。ただし、例えば回転方向では、 τ/π だけずらしてテンプレート画像は入力画像に対して最悪条件になるようしている。入力画像への各固有ベクトルの畳み込みを行って、固有空間に投影する。画素毎に投影点と各参照点との距離を調べ、その中の最小値を求める。この距離最小値には負号を付し、全画素にわたる距離最小値の分布の標準偏差で規格化して、類似度的測度とする。この後、ガボール変換と同様に、入力画像平面内の各画素を比較して類似度的測度の差から優位度を求めた。

ここで、 $n_t^{(KLD)}$ 、 $n_r^{(KLD)}$ の選び方について説明する。

$n_t^{(KLD)}$ 、 $n_r^{(KLD)}$ は、ガボール変換における計算、

(i) 入力画像のガボール展開係数の導出と

(ii) モデルとのマッチング

にかかる乗算数の和と、固有空間法における、入力画像の各画素の近傍画像に関する計算、すなわち

(iii) 固有空間への投影と

(iv) テンプレート参照点との距離計算

にかかる乗算数の和が等しくなるように選んだ。入力画像と比較して、モデル画像への処理は、乗算数が少ないので省略する。

提案のガボール変換による方法については以下に計算量の算出根拠を示す。計算(i)では、 $M = n_t n_r$ ので式(A1)から $n_t n_r (4 + \log_2 N)$ となる(脚注¹)。 (ii)の計算量は、(実部+虚部)(関数の個数)(円周方向の回数)(半径方向の回数)なので、“半径方向ずらしなし”に対応する $(1+1)\{n_t n_r\}(n_r)$ 、 “右1回ずらし”に対応する $(1+1)\{n_t (n_r - 1)\}(n_r)$ 、 “左1回ずらし”に対応する $(1+1)\{n_t (n_r - 1)\}(n_r)$ の和で $2n_t^2(3n_r - 2)$ となる。

¹ 2 次元フーリエ変換(FFT)を用いた入力画像へのフィルターの畳み込みの計算量は、(1)入力画像のフーリエ変換、(2)フィルターのフーリエ変換、(3)手順1と手順2の周波数空間での複素数の内積、(4)手順3の逆フーリエ変換という手順で行われる。(1)は、ガボール変換と固有空間法で共通の処理であり、(2)はオフラインで行うので計算量からは除く。サンプル数 N 、フィルター数を M とすると、(3)の計算量は $4MN$ となる。2 次元 FFT の乗算数が $N \log_2 N$ となることに注意すると、(4)の計算量は $M \log_2 N$ となる。したがって、1 画素（サンプル）当たりで

$$(4MN + MN \log_2 N)/N = M(4 + \log_2 N) \quad \cdots (A1)$$