



## フーリエ空間におけるスケール変換・回転・移動量の推定と物体の識別

三浦 則明

北海道大学工学部応用物理学科 〒060 札幌市北区北13条西8丁目

(1990年6月2日受付, 1990年7月9日受理)

### Scale-Rotation-Translation Estimation and Object Discrimination in Fourier Space

Noriaki MIURA

Department of Applied Physics, Faculty of Engineering, Hokkaido University,  
N 13 W 8, Kita-ku, Sapporo 060

(Received June 2, 1990; Accepted July 9, 1990)

A new method for the estimation of the distortion parameters, which are scale, rotation and translation of objects, and for discrimination among objects is proposed. The projections of the power spectra and the central slices of the Fourier spectra of objects are used for the estimation and the discrimination, so that both computational time and memory capacity requirement are reduced. Results of computer simulations are presented to demonstrate the effectiveness of the proposed method.

#### 1. はじめに

従来パターン認識に使用されるマッチフィルタリングは入力物体に歪(スケール変換および回転)がある場合良好な結果が得られない。歪が存在する場合でもパターン認識が可能な方法として Mellin 変換を用いる方法<sup>1)</sup>, circular harmonic expansion を用いる方法<sup>2)</sup>や Hough 変換を用いる方法<sup>3-5)</sup>などが提案されている。とくに線分で構成された物体の場合には、直線 Hough 変換の投影と断面から回転、移動パラメータを推定する効率的な方法<sup>4)</sup>が提案されているが、スケール変換パラメータの推定がむずかしい。

本論文では、Hough 変換ではなくフーリエ変換の投影と中央断面を用いた任意の物体における歪パラメータの推定と、物体の識別を行う方法を提案する。本方法により、従来困難であったスケール変換、回転、および移動の三つの歪パラメータの推定が容易となり、そのためより多種多様な物体の識別が可能である。さらに演算が、2次元フーリエ変換の他は1次元の相関計算とマツ

チトフィルタリングだけであり計算時間、メモリともに効率的である。ここでは、計算機シミュレーションによる歪パラメータの推定と物体の識別の結果を示す。

#### 2. 歪パラメータの推定

参照物体を  $f_r(x, y)$ 、歪のある入力物体を  $f(x, y)$  とする。歪パラメータはスケール変換  $s_0$ 、回転  $\alpha_0$ 、移動  $x_0, y_0$  とし、それぞれの歪オペレータを  $S, R, T$  とすると、

$$f(x, y) = T \cdot R \cdot S[f_r(x, y)] \quad (1)$$

である。 $f(x, y)$  と  $f_r(x, y)$  のフーリエ変換を極座標  $(r, \theta)$  を用いて  $F(r, \theta), F_r(r, \theta)$  とすると、

$$F(r, \theta) = s_0^2 \cdot \exp\{2\pi i r(x_0 \cos \theta + y_0 \sin \theta)\} \times F_r(s_0 r, \theta - \alpha_0) \quad (2)$$

が得られる。(2)式が参照物体のスペクトルと歪のある入力物体のスペクトルとの関係を与えるもので、これを用いて次のように歪パラメータの推定を行う。

##### 2.1 回転パラメータの推定

入力物体と参照物体のパワースペクトルを  $E(r, \theta)$ ,

$E_r(r, \theta)$  とし、その原点に対する極投影をそれぞれ  $P(\theta)$ ,  $P_r(\theta)$  とすると、(2)式より、

$$P(\theta) = s_0^4 \cdot P_r(\theta - \alpha_0) \quad (3)$$

ただし、 $P(\theta) = \int E(r, \theta) dr$ ,  $P_r(\theta) = \int E_r(r, \theta) dr$ .

(3)式から、 $P(\theta)$  と  $P_r(\theta)$  の周期的相関をとることにより、回転パラメータ  $\alpha_1 (= \alpha_0$  または  $\alpha_0 - \pi)$  が求められる。ここで、パワースペクトルの対称性より  $180^\circ$  の不確定性が残っている。

### 2.2 スケール変換パラメータの推定

入力物体と参照物体のパワースペクトルの  $\theta$  に関しての積分をそれぞれ  $A(r)$ ,  $A_r(r)$  とすると、

$$A(r) = s_0^4 \cdot A_r(s_0 \cdot r) \quad (4)$$

ただし、 $A(r) = \int E(r, \theta) d\theta$ ,  $A_r(r) = \int E_r(r, \theta) d\theta$ .

これより、まず  $s_1 = [A(0)/A_r(0)]^{0.25}$  を計算する。次にこの  $s_1$  のまわりで、幾つかの  $\Delta s$  について  $s_2 = s_1 + \Delta s$  とし、 $A(r/s_2)/s_2^4$  と  $A_r(r)$  との相関を計算し、相関値が最も大きいときの  $s_2$  をスケール変換パラメータ  $s_0$  の推定値とする。

### 2.3 移動パラメータの推定

2.1, 2.2 の処理で得られた  $s_0$ ,  $\alpha_1$  を使って、入力物体のフーリエスペクトルの中央断面と、参照物体のフーリエスペクトルの中央断面とのマッチトフィルタリングを次の組合せで行い、最大値 ( $M_i, i=1\sim 4$ ) とその位置 ( $R_i, i=1\sim 4$ ) を求める。

$$\begin{aligned} &F(r/s_0, \theta_1 + \alpha_1) \text{ と } F_r(r, \theta_1) \rightarrow M_1, R_1 \\ &F(r/s_0, \theta_2 + \alpha_1) \text{ と } F_r(r, \theta_2) \rightarrow M_2, R_2 \\ &F^*(r/s_0, \theta_1 + \alpha_1) \text{ と } F_r(r, \theta_1) \rightarrow M_3, R_3 \\ &F^*(r/s_0, \theta_2 + \alpha_1) \text{ と } F_r(r, \theta_2) \rightarrow M_4, R_4 \end{aligned}$$

ここで、 $\theta_1, \theta_2$  は参照物体ごとに適当に決めておく。\* は複素共役。

この結果、 $M_1 + M_2 \geq M_3 + M_4$  ならば、

$$\begin{cases} \alpha_0 = \alpha_1 \\ M = (M_1 + M_2)/(2 \cdot s_0^2) \\ R_a = R_1, R_b = R_2 \end{cases} \quad (5)$$

とし、そうでなければ、

$$\begin{cases} \alpha_0 = \alpha_1 + \pi \\ M = (M_3 + M_4)/(2 \cdot s_0^2) \\ R_a = R_3, R_b = R_4 \end{cases} \quad (6)$$

とする。ここで、 $M$  が入力物体と参照物体との類似の尺度を与えるパラメータで、以下相関パラメータと呼ぶ。これを用いて移動パラメータ  $x_0, y_0$  は、

$$\begin{cases} R_a = \{x_0 \cos(\theta_1 + \alpha_0) + y_0 \sin(\theta_1 + \alpha_0)\} / s_0 \\ R_b = \{x_0 \cos(\theta_2 + \alpha_0) + y_0 \sin(\theta_2 + \alpha_0)\} / s_0 \end{cases} \quad (7)$$

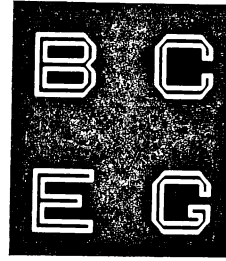


Fig. 1 Binary objects for the computer simulations.

この2式の連立方程式を解くことにより求められる。

このように本手法では、参照データとして記録するのは  $P_r(\theta)$ ,  $A_r(r)$ ,  $\theta_1$ ,  $\theta_2$ ,  $F_r(r, \theta_1)$ ,  $F_r(r, \theta_2)$  だけでよく、メモリの節約が可能で、さらに2次元フーリエ変換を一度計算すれば、あとは参照物体の数だけの幾つかの1次元演算を計算するだけなので、高速な処理が実現できる。

## 3. 計算機シミュレーション

シミュレーションに用いる物体は Fig. 1 に示す4種類の文字(2値物体)で、これが参照物体となる。入力物体は、指定された歪パラメータに従って参照物体を変換し、線形補間によって各点の値を求め、閾値0.5で再2値化して生成する。なお、画像の大きさは  $128 \times 128$ ,  $r, \theta$  のサンプリング間隔はそれぞれ 1 pixel,  $1^\circ$  である。 $\Delta s$  は、0.1 ずつ  $-1.5 \sim 0.0$  の範囲で変化させ、相関値が最大となる  $\Delta s'$  を求め、次にその  $\Delta s'$  のまわりで 0.01 ずつ  $-0.05 \sim 0.05$  の範囲で変化させる。ノイズは、入力物体の文字の画素数に対するノイズ画素数の比を SN 比と定義し、指定された SN 比に従って、入力画像にパルス状ノイズを発生させる。

Table 1 に入力物体の歪パラメータに対してノイズがない場合と SN 比 2.0 のノイズが存在する場合に推定された歪パラメータの結果を示す。ノイズがない場合とある場合についてはほぼ変わらない結果が得られており、スケール変換 0.04, 回転  $1^\circ$ , 移動 1.0 pixel 以内の精度で推定できているのが確認できる。

次に Fig. 1 に示す四つの文字を参照物体とし、ノイズがない場合に入力物体の識別を行った結果を Table 2 に示す。この表には幾つかの入力物体とその歪パラメータに対して、それぞれの参照物体について計算された相関パラメータと推定された歪パラメータ、最後に識別の結果が示してある。歪がある場合でも、物体の識別が成功しているのがわかる。ただし、 $M$  の値そのものは歪

Table 1 Results of the distortion estimation.

Character	Input				Estimated distortion parameters (without noise)				Estimated distortion parameters (with noise, S/N=2.0)			
	Distortion parameters				$s_0$	$\alpha_0$ (degrees)	$x_0$ (pixels)	$y_0$ (pixels)	$s_0$	$\alpha_0$ (degrees)	$x_0$ (pixels)	$y_0$ (pixels)
	$s_0$	$\alpha_0$ (degrees)	$x_0$ (pixels)	$y_0$ (pixels)								
B	1.0	30	-6	0	1.00	30	-5.8	0.1	1.00	30	-5.8	0.1
	0.5	30	-6	0	0.50	30	-5.8	0.1	0.50	30	-5.8	0.1
	1.5	235	-3	-2	1.49	235	-2.9	-1.6	1.49	235	-2.9	-1.6
C	0.75	0	1	-5	0.75	0	0.8	-5.3	0.75	0	0.8	-5.3
	0.75	75	1	-5	0.75	75	1.0	-4.9	0.74	75	1.0	-4.9
	1.5	235	-3	-2	1.47	236	-2.9	-1.6	1.47	235	-2.9	-1.6
E	1.25	130	0	0	1.23	130	0.0	0.0	1.23	130	0.0	0.0
	1.25	0	5	10	1.24	0	5.0	9.9	1.23	0	4.9	9.9
	1.5	235	-3	-2	1.46	235	-2.9	-1.6	1.46	235	-2.9	-1.6
G	1.5	0	-3	-2	1.49	0	-3.0	-3.0	1.49	0	-3.0	-3.0
	1.0	235	-3	-2	1.00	235	-2.5	-1.9	1.00	235	-2.5	-1.9
	1.5	235	-3	-2	1.46	236	-2.8	-1.6	1.46	235	-2.9	-1.6

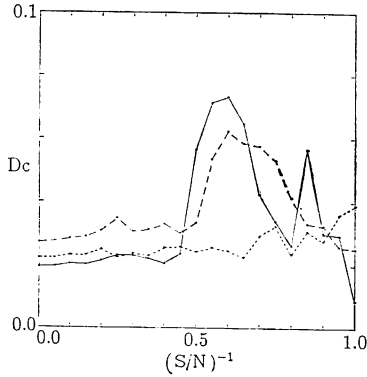
Table 2 Results of the object discrimination.

Character	Input				Reference character	$M$	Estimate				
	Distortion parameters						Distortion parameters				
	$s_0$	$\alpha_0$ (degrees)	$x_0$ (pixels)	$y_0$ (pixels)			$s_0$	$\alpha_0$ (degrees)	$x_0$ (pixels)	$y_0$ (pixels)	Character
B	0.5	30	-6	0	B	0.98	0.50	30	-5.8	0.1	B
					C	0.91	0.50	30	-5.8	0.1	
					E	0.96	0.50	30	-5.8	0.1	
					G	0.92	0.51	30	-5.9	0.1	
C	0.75	75	1	-5	B	0.80	0.65	75	-2.5	-6.8	C
					C	0.99	0.75	75	1.0	-4.9	
					E	0.78	0.67	75	-1.7	-6.5	
					G	0.87	0.71	75	0.6	-6.0	
E	1.25	130	5	10	B	0.92	1.21	130	5.1	9.0	E
					C	0.86	1.24	130	5.2	9.2	
					E	0.95	1.23	130	5.2	9.2	
					G	0.89	1.24	130	5.2	9.2	
G	1.5	0	-3	-2	B	0.79	1.36	0	-6.8	1.4	G
					C	0.93	1.50	0	-3.0	-1.5	
					E	0.79	1.40	0	-5.6	-2.8	
					G	0.96	1.49	0	-3.0	-3.0	

パラメータの推定精度によってかなり変化するため、四つの  $M$  の値のなかで最大の値をもつ参照物体を選択している。

入力物体と参照物体が一致している場合の相関パラメータを  $M_1$ 、それ以外で最大のものを  $M_E$  とし、識別パ

ラメータ  $D_c = M_1 - M_E$  と定義する。ここで、 $D_c$  は、その値が正ならば、識別が成功であることを表しており、その値が大きいほど、識別が確からしいことを示すものである。文字Bについて SN 比の逆数に対する  $D_c$  の値を幾つかの歪パラメータについてプロットしたものと



**Fig. 2** Noise-dependence of the discrimination parameters for the character B. solid line:  $s_0=1.0, \alpha_0=0, x_0=0, y_0=0$ , shortdashed line:  $s_0=0.5, \alpha_0=30, x_0=-6, y_0=0$ , longdashed line:  $s_0=1.5, \alpha_0=235, x_0=-3, y_0=-2$ .

を **Fig. 2** に示す. この図において  $D_c$  の値がすべて正であり, ノイズが多い場合でも物体の識別が成功していることがわかる. また, 他の文字についても同様な結果が得られている.

なお, 計算時間に関しては, 参照物体が四つの場合で, 8割程度が2次元 FFT によるものである.

#### 4. ま と め

入力物体のフーリエスペクトルから入力物体のスケール変換, 回転, 移動パラメータの推定と物体の識別を行う方法を提案し, 計算機シミュレーションを行った. シミュレーションの結果より, ノイズが存在する場合でも精度良い歪パラメータの推定と, 物体の識別が可能であり, その上, 計算上メモリが節約でき高速な処理が実現できることが示された.

#### 文 献

- 1) D. Casasent and D. Psaltis: *Progress in Optics*, Vol. 16, ed. E. Wolf (1978) pp. 289-356.
- 2) Y.-N. Hsu, H. H. Arsenault and G. April: "Rotation-invariant digital pattern recognition using circular harmonic expansion," *Appl. Opt.*, **21** (1982) 4012-4015.
- 3) D. H. Ballard: "Generalizing the Hough transform to detect arbitrary shapes" *Pattern Recognition*, **13** (1981) 111-122.
- 4) R. Krishnapuram and D. Casasent: "Hough transform projections and slices for object discrimination and distortion estimation," *Appl. Opt.*, **27**(1988) 3451-3460.
- 5) G. R. Gindi and A. F. Gmitro: "Optical feature extraction via the Radon transform," *Opt. Eng.*, **23** (1984) 499-506.