Morphology による図形分解における構造化要素の評価法†

出口 光一郎*・篠 沢 恭 子*・森 下 巖*

Evaluation of Structuring Elements for Morphological Shape Decomposition

Koichiro DEGUCHI*, Kyoko SHINOZAWA* and Iwao MORISHITA*

A use of pattern spectrums to evaluate the optimality of the structuring elements for morphological shape decompositions is proposed. Their "average roughness" is shown to be a good measure for the selection for the simplest decomposition.

Key Words: image processing, figure analysis, morphology, shape decomposition, pattern spectrum

1. はじめに

与えられた図形からより単純な形状を抽出し、その結合として図形を表現することは、図形形状の認識にとって重要な操作である。Pitasらのモルフォロジー(Morphology)^{1),3),5)}による図形分解^{4),3)}は、局所的な論理演算であるモルフォロジカル・フィルタの組合せによって、この図形分解をする操作である。

ただし、図形分解の場合も含めて、モルフォロジーでは、構造化要素と呼ばれる単純な形の図形がパラメータとして必要である。図形をより単純な形状へ分解するためにはこの構造化要素をどのように選定すべきかが重要であるが、その選定の指標は与えられていなかった。実際、構造化要素の形によってかなり違った分解が得られるので、対象図形によっていろいろな要素を用いて分解を行ってみて、結果を比較するしかなかった。

ここでは、与えられた図形をより単純に分解するような要素の選定に、やはりモルフォロジーによる演算であるパターンスpektrラムのエントロピーを利用する評価法を提案する。このエントロピーを最小にするような構造化要素を選ぶことで、より良い分解が可能となることを確かめた。

2. モルフォロジーによる図形の分解

図形の分解は、ある対象図形 X を“単純な部分図形” $X_1, X_2, \dots, X_N$ の和として表現することである。ここで単純な部分図形というのは、普通、凸図形であり、Fig. 1に示したような図形が代表的なものである。

Pitasらによって、モルフォロジーに基づいた図形分解法が提案されている⁴⁾。そのアルゴリズムを、モルフォロジー演算として表わすとつぎのようになる。ただし、以下での演算「opening($\circ$)」, 「構造化要素 B の n 倍相似拡大 nB 」の定義はすべて文献⁵⁾に従うものとする。

X を入力画像, B を構造化要素として、

$$X_i = (X - X_{i-1}) \circ n_i B \quad (1)$$

$$X_i' = \bigcup_{0 \leq j \leq i} X_j \quad (2)$$

$$X_0' = \phi \quad (3)$$

を $i=1$ から出発して、 $i=N$ まで繰り返す。ただし、 N は、 $(X - X_k') \ominus B = \phi$ となる k より小さい。さらにここで、 n_i は、 B の n_i 倍拡大 $n_i B$ が $X - X_i'$ 内部に含まれ得るような最大の整数である。そして、図形

$$X' = X_1 + X_2 + \dots + X_N$$

を、分解された図形という。

この分解は構造化要素 B にどのような図形を選ぶか

Fig. 1 Examples of figures used as structuring element B , and their n -multiplied figure nB 's ($n=0, 1, 2, \dots$)

† 第 30 回計測自動制御学会学術講演会で発表(1991・7)

* 東京大学工学部 東京都文京区本郷 7-3-1

* Faculty of Engineering, University of Tokyo, Bunkyo-ku, Tokyo

(Received May 19, 1993)

(Revised July 1, 1993)

で、分解の様子が異なる。どのような構造化要素がより良いかの指標については、Pitas らは何も述べていない。

Fig. 2 を原図形とし、構造化要素を Fig. 1 に示した disk, octagon, square, rhombus として、 $N=2$ まで分解したときの分解図形を Fig. 3 に示す。このとき、原図形のどの割合までが覆われているかは、(a) の disk では 75.1%，(b) の octagon では 87.6%，(c) の square では 91.9%，(d) の rhombus では 76.5% であり、構造化要素によって分解図形はかなり異なることがわかる。

図からは、(c) で用いた構造化要素がこの分解には最もふさわしい。したがって、この面積の割合は、構造化要素の選択の指標となり得るが、ただし、この評価を行うには、実際に形状分解を行って見なくてはならない。

そこで、ここでは、これに代わる評価法を提案する。

3. パターンスペクトラムによる構造化要素の選定

図形 X の「構造化要素 B によるパターンスペクトラム」 $PS_X(n, B)$ は B の相似拡大のサイズ n に対する値として、つぎのように定義される²⁾。

$$PS_X(n, B) = A[(X \circ nB)] - A[(X \circ (n+1)B)], \quad n \geq 0 \quad (4)$$

Fig. 2 Original figure X to be decomposed with various structuring elements

(a) disk

(b) octagon

(c) square

(d) rhombus

Fig. 3 Results of decompositions of the figure of Fig. 2. Structuring elements are (a) disk, (b) octagon, (c) square, and (d) rhombus, respectively

ただし、 $A[\cdot]$ は、図形が含む点の数を表わす ($n \leq -1$ に対する定義はここでは省略する)。

$X \circ nB$ は、サイズ n の構造化要素が X の中をのみださずに動き回ったときの軌跡であるから、サイズ n の構造化要素はその中に入るが、サイズ $(n+1)$ の要素は入れられないような突起部分の面積が n でのスペクトル値 $PS_X(n, B)$ となる。

すなわち、入力画像が探索パターン n の倍相似形と似た部分をもつときは、得られるスペクトラムは n のところで鋭いピークをもつ。そこで、スペクトラムがどの程度ピークをもつか、または、どの程度 n に対して平坦かを表わす量として、パターンスペクトラムを正規化してエントロピーを計算する。これを average roughness²⁾ という。

パターンスペクトラム $PS_X(n, B)$ をもとの図形の面積 $A[X]$ で正規化したものを $p(n, B)$ とする。そして、average roughness という量をエントロピーからの類推で

$$H(X/B) = - \sum_{n=0}^N p(n, B) \log [p(n, B)] \quad (5)$$

で定義する。

$H(X/B)$ は、すべての n に対して X 中を占める各 X_n の面積のかたよりを示す。どの X_n の面積も等しいとき最大値 ($\log(N+1)$) をとり、 X がただ一つのサイズの nB のみで分解されるとき、最小値 (0) をとる。したがって、 $H(X/B)$ をなるべく小さくするような構造化要素を用いると、小数の異なる n による n 倍拡大図形で X が覆われ、より単純な分解ができると予想される。

このことを確かめるため、先の Fig. 2 を原図形として、構造化要素を disk, octagon, square, rhombus として分解した Fig. 3 について、それぞれの構造化要素でのパターンスペクトラムを average roughness と共に Fig. 4 に示す。(c) の square を要素として用いたときに、average roughness が最小になっていて、先の、原図形を最もよく覆うような分解になっていたことと合致している。

さらに、Fig. 5 に示す図形 A, B, C, D に対して、それぞれの構造化要素を用いたときのパターンスペクトラムの average roughness を、Table 1 に、Fig. 3 に示したように、単純な分解のみを合成した近似図形の面積の、もとのパターンの面積に対する割合 (単位 %) を Table 2 に示す。

どの入力画像に対しても、average roughness を最小にしている構造化要素による分解が、一番よく原図形を再現している。そこで、入力図形に対して、各構造化要素によるパターンスペクトラムを求め、その average roughness を計算すれば、分解に最適な構造化要素を選定することができる。Fig. 6 に、Fig. 5 のそれぞれに対して、最適とされた構造化要素による分解を示す。

Fig. 4 Pattern spectra of the figure of Fig. 2 with the elements of (a) disk, (b) octagon, (c) square, and (d) rhombus. H 's show their average roughnesses

Fig. 5 Test figures for evaluation of the "average roughness"

4. ま と め

ここでは、モルフォロジーによる図形分解において、図形をより単純に分解をするような要素の選定に、パターンスpektrラムのエントロピーを利用する手法を提案した。パターンスpektrラムは、形状分解を実際に行うよりも少ない計算で求められるので、本手法は分解に先

Table 1 The values of average roughnesses evaluated for figures of A, B, C, and D of Fig. 5 with structuring elements of disk, octagon, square, rhombus

test pattern	structuring element			
	disk	octagon	square	rhombus
A	1.313	1.148	0.612	0.937
B	1.017	0.848	1.260	1.572
C	1.996	1.678	1.858	1.580
D	1.480	0.911	1.181	1.123

Table 2 The ratio (%) of areas of original figures of A, B, C, and D of Fig. 5 covered by decomposed and synthesized simple patterns with structuring elements of disk, octagon, square, rhombus

test pattern	structuring element			
	disk	octagon	square	rhombus
A	75.1	87.6	91.9	76.5
B	89.4	89.4	76.0	76.5
C	72.7	72.7	42.2	78.2
D	66.6	84.7	34.6	27.5

Fig. 6 The decomposed figures for Fig. 5 with optimal structuring elements

だって図形ごとに最適な構造化要素を見つける有効な手段になり得ることが確かめられた。

参 考 文 献

- 1) J. Serra: Image Analysis and Mathematical Morphology, New York, Academic Press (1982)
- 2) P. Maragos: Pattern Spectrum and Multiscale Shape Representation, IEEE Trans., **PAMI-11-7**, 701/716 (1989)
- 3) 間瀬, 上田: モルフォロジーと画像解析[I], [II], 信学誌, **74-2**, 166/174, および, **74-3**, 271/279 (1991)
- 4) I. Pitas and A. N. Venetsanopoulos: Morphological Shape Decomposition, IEEE Trans., **PAMI-12-1**, 38/45 (1990)
- 5) 詫間, 出口, 森下: Morphological Skeleton を用いた図形分解法, 計測自動制御学会論文集, **29-11**, 1361/1368 (1993)