

# モルフォロジー演算を用いた 3 次元形状の構造解析

Structural Analysis of 3D Digital Shape Using Mathematical Morphology

入山 彰夫

剣持 雪子

小谷 一孔

Akio IRIYAMA

Yukiko KENMOCHI

Kazunori KOTANI

北陸先端科学技術大学院大学 情報科学研究科

School of Information Science, JAIST

**Abstract:** This paper describes a structural analysis for 3D digital shapes using Mathematical Morphology. Conventional method of analysis is inefficient, because it can not analyze the structure hierarchically. Since skeletonization of mathematical morphology makes a skeleton of the shape heirarchically, our new method will able to analyze the structure of 3D digital image efficiently.

## 1. はじめに

3次元画像の利用機会の増加に伴い,それらを用いた形状認識を行う手法が求められている.形状認識を行うための構造解析手法として,形状を標準パターン集合に置き換える手法がある.これまで,大域的な検索に基づいた標準パターン分布の推定手法[1]~[3]が検討されているが,これらは一度に推定結果を与えるような非階層的な処理となっている.より効率的に推定を行い,推定結果を階層的に得るためには,あらかじめ形状からその特徴が階層的に表された情報を抽出し,それを元に推定処理を行う必要がある.

本研究ではモルフォロジー[4]に基づくスケルトンに注目する.このスケルトンは形状の大局的情報から局所的情報を階層的に保存した情報であり,形状ごとのスケルトン分布の違いから,形状の推定を階層的に行うことが可能であると期待できる.これまでスケルトンの分布を標準パターン推定に利用した例はなく,本研究では3次元形状からモルフォロジーに基づくスケルトンを抽出し,それを特徴情報として用いた標準パターン推定手法を新たに提案する.本稿ではその基礎検討として,限定された2次元画像に対して解析を行い,本手法により階層的な推定処理が可能であることを示す.

## 2. モルフォロジーに基づくスケルトン化

モルフォロジーに基づくスケルトン化は,基本演算であるミンコフスキー和とエロージョンの組み合わせで構成される.各演算は画像と構造要素との論理演算として定義される.構造要素とは複数の位置ベクトルの集合を画素に置き換えたものである.スケルトン化の結果は構造要素の形状に依存するが,本研究では特に安定したスケルトン化が行える円(3次元では球)を構造要素として用いる.画像  $A$ , 構造要素  $B$ , それぞれの集合要素を  $\mathbf{a} \in A$ ,  $\mathbf{b} \in B$ ,  $B$  の対称集合を  $B^S$  とする.ユークリッド空間を  $E$  とすると,  $A$  と  $B$  のミンコフスキー和, エロージョンは演算子  $+$ ,  $\circ$  を用いてそれぞれ式(1), (2)で表される.

$$A \oplus B = \{ \mathbf{z} \in E : \mathbf{z} = \mathbf{a} + \mathbf{b}, \mathbf{a} \in A, \mathbf{b} \in B \} \quad (1)$$

$$A \circ B^S = \{ \mathbf{x} \in E : \mathbf{x} - \mathbf{b} \in A, \forall \mathbf{b} \in B^S \} \quad (2)$$

$A$  のスケルトン  $SK(A)$  は式(3)で表される.ただし  $A$  のスケルトン部分集合  $S_n(A)$  は式(4)で表され,  $nB$  は  $B$  の  $n$  回ミンコフスキー和であり式(5)のように表される.この時  $n$  をラベル値と呼ぶ.

$$SK(A) = \bigcup_{n=0}^N S_n(A) \quad (3)$$

$$S_n(A) = (A \circ nB^S) - (A \circ (n+1)B^S) \oplus B \quad (4)$$

$$nB = B \oplus B \oplus \dots \oplus B \oplus B \quad (5)$$

## 3. スケルトンからの形状推定アルゴリズム

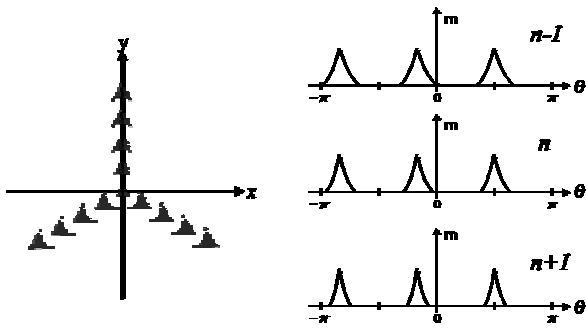
式(3)より,各スケルトン画素はラベル値  $n$  により階層的に分別される.ラベル値はそのスケルトン画素が持つ情報の元画像における局所性,大局性の尺度を表し,その値が大きいほど形状の大局的情報を表す.このためスケルトン画素は形状の中心ほど高ラベル値のスケルトン画素が分布し,中心のラベル値が極大となる.各階層をレイヤと呼び,ラベル値  $n$  のスケルトン画素を含むレイヤをレイヤ  $n$  とする.形状中心を  $O$ , 位相  $\theta$  においてレイヤ  $n$  に属するスケルトン画素を点  $P_n$  とした時,その広がりを  $m_n$  として次式(6)で定義する.

$$m_n = \max | \overline{OP_n} | - \min | \overline{OP_n} | \quad (6)$$

この定義に基づき,各位相についてそれぞれのスケルトン画素から広がり  $m$  を求める事により,各レイヤの広がり  $m$  が図1のように位相  $\theta$  ( $-\pi \leq \theta \leq \pi$ ), 広がり  $m$  のパラメータ空間上で表される.但し位相は  $x$  軸正方向を基準  $0$  とする.3次元形状を対象とした場合は,スケルトンも中心から3次的に分布するため位相軸が一つ増加する.

各レイヤの位相-広がり空間における分布より,形状の特徴が判断可能である.例として,形状が単一の中心点を持ち凸多角形であると仮定した場合,レイヤ  $0$  において,  $m$  が極大となる位相方向上で中心からの距離が最大となる点が頂点として推定される事は明らかである.また位相-広がり空間において,その分布の広がり  $m$  における分散が小さい場合,即ち形状中心からの広がりが全方向について均一である場合,その形

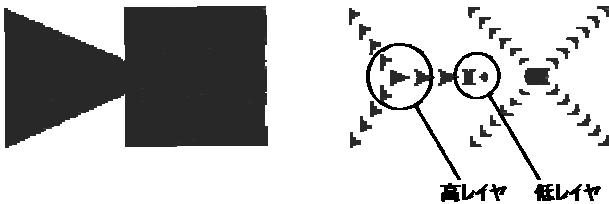
状が円(3次元では球)に近い形状であると推定できる。



(a) 三角形のスケルトン化結果 (b) 位相 - 広がり空間  
 図 1. スケルトン画素の座標値から位相 - 広がり空間への置換

単一の単純形状においては、中心から全ての画素を位相 - 広がり空間に置き換える事で同様の推定を行う事は可能である。しかし他の形状との重なりが存在する場合、この手法で推定を行うためには形状の分割が必要であり、また処理対象が 3 次元画像の場合は解析対象が膨大な数となる。

一方、スケルトンを処理対象とした場合、図 2 のように局所的な重なりにより低レイヤでは推定に必要な情報が不足しても、高レイヤの大局的情報から推定を行う事が可能であると期待される。また逆に大局的な重なりにより高レイヤからの推定が困難であっても、低レイヤの局所的情報から推定を行う事が可能であると期待できる。そして階層的に表されたデータを解析対象とする事により、効率的な推定処理が期待できる。



(a) 元画像 (b) スケルトン  
 図 2. 各レイヤのスケルトン画素の局所性・大局性

#### 4. 実験

階層的な推定処理が可能であることを確認するため、各レイヤごとに元形状を推定し、その推定精度について検証する。簡略化のため、実験対象は 2 次元 2 値画像で表された正三角形である事を前提とする。

実験およびその評価方法を以下に示す。

- (1) あらかじめ頂点が決められた正三角形を 2 値画像で表し、これを元画像とする。
- (2) この画像に対しスケルトン化を行う。得られたスケルトンを元に、各位相について広がり  $m$  を求め、それぞれのレイヤごとに頂点を推定する。
- (3) 推定された頂点より三角形を作成し、2 値画像で表したものと元画像との平均二乗誤差を求める。

実験形状は原点中心の 1 辺が  $100 \times 3^{1/2}$  である正三角形とし、構造要素は半径 6 の円とする。スケルトン画素から広がり  $m$  を求める場合、位相を標本化し標本区間中の  $m$  の最大値を広がり  $m$  の値とする。頂点は広がり  $m$  が極大となる位相 方向上の点として推定する。レ

イヤ  $n$  において、形状の中心をベクトル  $\mathbf{O}$ 、大きさ  $m$  位相 のベクトルを  $\vec{m}^\theta$  とした時、推定される頂点のベクトル  $\mathbf{V}$  を式(7)で表す。

$$\mathbf{V} = \mathbf{O} + n \left( \vec{m}^\theta + \min \left( \overrightarrow{P_{n+1}^\theta}, \overrightarrow{P_n^\theta} \right) \right) \quad (7)$$

高レイヤのスケルトン画素が表す大局的情報からは、同じスケルトン分布を持つ異なる形状との違いを判断できない。

図 3 にスケルトン結果を示す。高レイヤにおいては図 1(a)のスケルトン化結果と同じスケルトン分布となるから推定形状と元画像の誤差は、高レイヤから低レイヤとなるに従い減少する。実験より各レイヤ毎に推定した形状と元画像の平均二乗誤差の関係を表 1 に示す。

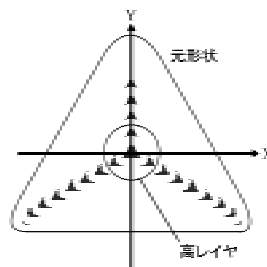


図 3. スケルトン化結果

表 1. 各レイヤ毎の推定結果

Ravel	MSE
1	0
2	$1.819 \times 10^{-2}$
3	$3.128 \times 10^{-2}$
4	$1.933 \times 10^{-2}$
5	$3.539 \times 10^{-2}$
6	$7.229 \times 10^{-2}$
7	$5.159 \times 10^{-2}$
8	$8.820 \times 10^{-2}$

表 1 より、ラベル値 8 における平均二乗誤差は  $8.81 \times 10^{-2}$  であり、低レイヤになるにつれて誤差の減少傾向があり、各レイヤからの階層的な推定が進んでいる様子を見る事ができる。

#### 5. まとめ

階層的に形状推定処理を行う手法の検討として、モルフォロジーに基づくスケルトンを形状の特徴情報として用いた形状推定手法を新たに提案し、その基礎検討として限定された条件下で 2 次元画像からの推定を行い、階層的に推定処理が行えることを示す結果が得られた。今後はより幅広い条件下で推定が可能となる手法を検討し、3 次元画像に対する本手法の適用を考える。

#### 参考文献

- [1] 堀田 裕弘, 北村 聡宰, Han Tee Siew, 村井 忠邦: "超 2 次元関数と CSG 表現を用いた 3 次元物体の形状記述の基礎検討", 信学論, Vol. J82-D-11, No. 4 pp. 790-797, 1999. 4
- [2] 熊沢 逸夫: "セルラー-Hough 変換による形状抽出", 電子情報通信学会技術研究報告, Vol. 96, No. 435, (PRMU96 104-117) pp. 9-16, 1996
- [3] 堀越 力, 末永 康仁, 中根 一成: "超 2 次元関数膨張法と球面調和関数による 3 次元形状の記述", 信学論, Vol. J78-D-11, No. 1 pp. 50-60, 1995. 1
- [4] 小畑 秀文: "3 次元画像とモルフォロジー", MEDICAL IMAGING TECHNOLOGY, Vol. 19 No. 3, pp. 168-173, May 2001

補足

(a)に示すオニギリ型の元画像に対してスケルトン化を行い，得られたスケルトンを(b)に示す．これを位相 - 広がり空間へ変換したものを表 1 に示す．大極的信息を表すラベル値 4 の分布からは，極大値が 3 つ分布し，元形状が大まかに 3 つの頂点を持つ形状，即ち三角形である事がわかる．また局所的信息を表すラベル値 1 と 2 の分布からは，広がりパラメータが減少し，この形状の角が丸い事がわかる．

