モルフォロジカルスケルトンによる３次元画像の構造解析

入山 彰夫　　剣持 雪子　　小谷 一孔

北陸先端科学技術大学院大学 情報科学研究科
〒923-1292 石川県能美郡辰口町旭台 1-1
E-mail: {akio-iri, kenmochi, ikko}@jaist.ac.jp

あらまし　近年，３次元画像の利用機会の増加に伴い，それらを対象とした形状認識手法が求められている．これまで様々な研究が行われたが，従来手法では形状認識を階層的に行う事は困難であった．階層的な認識を行うには，形状を階層的に表す特徴情報を得る必要がある．階層的な画像表現手法として，多重解像度表現が一般的であるが，多重解像度表現では低解像度ほど特徴情報のロバスト性が低いという問題がある．本研究では，認識処理上のロバスト性を考慮した，モルフォロジカルスケルトンに基づく新たな特徴情報（SIMS）を提案する．SIMS により階層的な認識が可能であることを示し，その分解能を定量的比較に基づき検証する．

キーワード 3 次元画像処理，モルフォロジ，スケルトン，SIMS，多重解像度表現

Structural Analysis of 3D Digital Shape Using Morphological Skeleton

Akio IRIYAMA,　Yukiko KENMOCHI,　and　Kazunori KOTANI

School of Information Science, JAIST
Asahidai 1-1, Tatsunokuchi-machi, Nomi-gun, Ishikawa, 923-1292 Japan

E-mail: {akio-iri, kenmochi, ikko}@jaist.ac.jp

Abstract　We propose a new feature extraction method called SIMS to analyze 3-D digital shapes. It is possible by using SIMS that the hierarchical analysis of 3-D digital shapes.　It was difficult for performing recognition hierarchicaly by the conventional method using multi-resolution analysis.　Because it has no robustness to phase change or a spatial change in low resolution.　SIMS has robustness that needs to perform hierarchical recognition.　SIMS is based on a Morphological skeleton.　We verified the character of SIMS by quantitive experiment.

Key words　3-D Digital Shape, Morphology, Morphological Skeleton, SIMS, multi-resolution

1. はじめに

CT スキャナやレーザーレンジファインダ等に代表される３次元スキャナの普及に伴い，ボリュームデータの利用機会はますます増加している．これに伴い，ボリュームデータを対象とした形状認識手法も求められているが，ボリュームデータは膨大なデータ量を持ち，またボリュームデータで表された 3 次元形状そのものも形としての複雑さを持つため，形状認識を行う事は容易ではない．このため，形状認識を行うための様々な手法がこれまで研究されてきた．

形状認識は,形状から何らかの特徴情報を抽出し，得られた特徴情報を元にあるクラスを基準として分類するという過程に分けられる．様々な特徴情報が提案されているが，その一つとして対象画像をテンプレート形状の集合で表し，その分布を特徴情報とする手法がある．ボクセル表現されたオブジェクトに対し，テンプレート形状とのマッチングを行う手法として，大域的な検索を GA やハフ変換を用いて効率的に行う手法[1][2]がある．また，動的輪郭法を用いてボクセル表現されたオブジェクトを球面の集合で代表し，それを特徴情報とする事で，オブジェクトの概形表現や領域抽出を行う手法[3][4]がある．一方，ボクセル表現されたオブジェクトに３次元細線化を行い，得られた形状の骨格情報を特徴情報として形状分類を行う手法[5]も提案されている．これらの手法により得られる特徴情報は，形状特徴を階層的に表すものではないため，認識処理も階層的に行う事はできない．

これに対し，形状特徴を階層的に表す特徴情報として多重解像度表現された画像を用いてオブジェクト分割を行う手法[6]が提案されている．しかし，オブジェクトを多重解像度表現する事で階層的な解析処理が可能であるが，低解像度においてオブジェクトの空間的・位相的変化に対するロバスト性が低いため，形状認識に適した特徴情報とは言えない．

多重解像度表現とは異なる形状特徴を階層的に表す特徴情報にモルフォロジカルスケルトンがある．モルフォロジカルスケルトンは，モルフォロジー演算[7][8]により得られる形状の骨格情報である．これは細線化により得られる骨格情報とは異なり，モルフォロジー演算は可逆変換であるため，スケルトンは元形状の情報を完全に保持する．しかし，スケルトンも座標空間中の画素集合として表されるため，空間的・位相的な変化に対するロバスト性が低い．そこでスケルトンを極座標系に置き換え，形状認識に適した特徴情報として新たに SIMS (Structure Information based Morphorogical Skeleton) を提案する．SIMS の性質及び分解能を調べ，その結果を報告する．なお簡略化のため説明は主に 2 次元画像により行う．

2. モルフォロジカルスケルトン

モルフォロジカルスケルトンはモルフォロジー演算により求められ，スケルトンは元画像の情報を完全に保持する．以下，スケルトン化手法及びスケルトンの性質について説明する．

2.1 モルフォロジーに基づくスケルトン化

スケルトン化は，モルフォロジー演算における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り，構造要素の形状に依存してスケルトン化結果は変化する．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⊕，∘を用いてそれぞれ式(1)，(2)で表される．

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

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

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．ここでは n をスケールと呼ぶ．

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

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

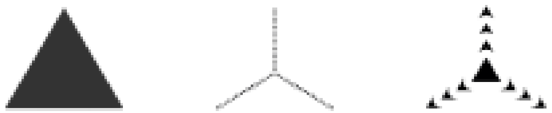
$$nB = B \oplus B \oplus \ldots \oplus B \oplus B \tag{5}$$

2.2 モルフォロジカルスケルトンの性質

スケルトンは，スケルトン部分集合の論理和として表され，スケルトン部分集合は互いに素である．スケルトン部分集合$S_n(A)$と元画像Aとの関係は式(6)で表され，スケルトンから元画像を完全復元可能である．スケールnのスケルトン部分集合は，構造要素Bによるn回分のミンコフスキー和を含む．このためスケール値が大きいスケルトン部分集合ほど，元画像における大局的情報を表し，逆にスケール値が小さいスケルトン部分集合は局所的情報を表す．

$$A = \bigcup_{n=0}^{N} [S_n(A) \oplus nB] \tag{6}$$

スケルトン部分集合$S_n(A)$は, 構造要素Bによるn回ミンコフスキー和分の領域を代表しているため,スケルトンを用いることで元画像よりも少ないデータを解析対象とする事ができる．また，スケルトンはスケール値によって階層化された情報であり，階層的な解析処理が可能である．スケルトンの階層性はスケールで表され，構造要素により変化する．2次元画像に対して，構造要素を円に限定した場合，円の半径が大きいほど階層性は減少し，スケルトン部分集合一つあたりの分布が増大する．この例として，図１(a)に示す三角形を半径 3 [pixel]の円と半径 11 [pixel]の円形構造要素によりスケルトン化した結果をそれぞれ図 1(b)(c)に示す.



(a)元画像　(b)半径 3 の場合　(c)半径 11 の場合

図 1．構造要素の違いによるスケルトン分布の変化

3. SIMS

スケルトン分布の形状ごとの違いから形状認識を行う事が可能であるが，スケルトンは座標空間中の画素集合として表されるため，元画像の空間的・位相的変化に対するロバスト性は低い．このため，本研究ではスケルトンを元に認識に適した特徴情報への変換を提案する．変換後の特徴情報を特に SIMS(Structure Information based Morphorogical Skeleton)と呼ぶ.

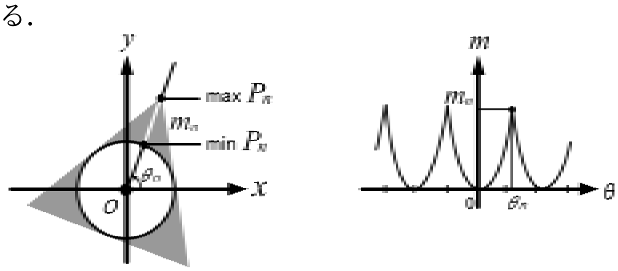
3.1 スケルトンから SIMS への変換

画像に対して距離変換[9]を行った場合，スケルトンは距離値が極大となる点を中心として放射状に広がった分布を示す．そして形状中心に近いほど，より大きなスケール値のスケルトン部分集合が分布する．このような分布特性からスケルトンを中心点からの広がりを表すパラメータとして考える事ができる．そして，中心点からの位相と広がりでスケルトンを表すことで，元画像の空間的・位相的変化に対するロバスト性が得られる.

そこで，スケルトン部分集合$S_n(A)$を中心点Oから極座標系の位相ー広がり空間へ変換する．スケルトン部分集合$S_n(A)$に属する点をP_nとし，Oより角度θ方向上にあり OP 間の距離が最小となる点を $\min P_n$, OP 間の距離が最大となる点を $\max P_n$ とする．$\min P_n$ と $\max P_n$ の 2 点間の距離を，角度θ方向の広がりm_nとして次式(7)で定義する.

$$m_n = \max\left|\overrightarrow{OP_n}\right| - \min\left|\overrightarrow{OP_n}\right| \tag{7}$$

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. 例を図 2 に示す. 図 2(a)に示すスケルトン部分集合$S_n(A)$の場合, その SIMS は図 2(b)のようになる. この変換により, 各スケルトン部分集合の広がりmが図 2(b)のように位相θ $(-\pi \le \theta \le \pi)$，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.



(a) $S_n(A)$　(b) $S_n(A)$の SIMS

図２．スケルトンから SIMS への変換

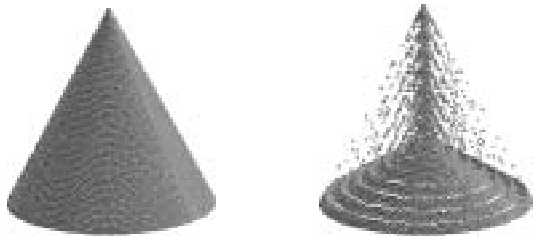
3 次元画像を対象とした場合は，スケルトンも中心点から 3 次元的に分布する．中心点からの位置ベクトルがデカルト座標系において(x, y, z)で表される時，SIMS は極座標系の(r, θ, φ)で表され，それぞれの対応関係は式(8)(9)(10)で表される.

$$x = r\sin\theta\cos\varphi \tag{8}$$

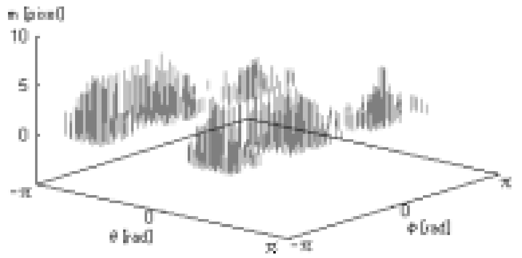
$$y = r\sin\theta\sin\varphi \tag{9}$$

$$z = r\cos\theta \tag{10}$$

3次元画像に対して実際に SIMS を求め，極座標空間に置き換えた例を図３に示す.



(a)元画像　　(b)スケルトン



(c)SIMS

図３．３次元画像における SIMS

3.2 離散空間におけるスケルトンから SIMS への変換

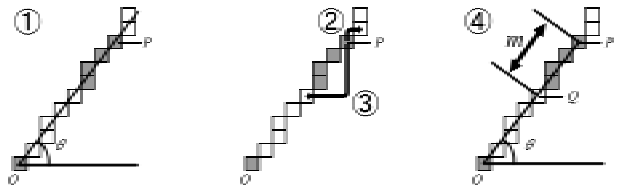
実際にスケルトンに対して SIMS への変換処理を行う場合，処理対象となるスケルトンは離散空間における画素の集合として表されるため，厳密に式(7)の定義に沿った SIMS への変換を行う事はできない. スケルトン部分集合 $S_n(A)$ を対象とする実際の SIMS への変換処理は, 次の４つの過程で行われる. それぞれの番号は図４(a),(b),(c)中の番号に対応する.

①$S_n(A)$ に属する任意の点 Pを選び, OP 間を結ぶ直線の角度 θを求める(３次元の場合はθ,φ). この直線に対応する画素列を求め，これを検索対象とする.

②検索対象の画素列中，OP 方向で P に隣接する点を調べ，O を中心として P より外側に同じ $S_n(A)$ に属するスケルトンが存在しない事を確認する．存在しない場合は処理③，存在する場合は他の $S_n(A)$ に属する点を対象として処理①に戻る.

③P より PO 方向に直線上の点を順に探索し，最初に同じ $S_n(A)$ に属さない点 Q を調べる.

④PQ 間の距離を求め，広がりの値 m とする．得られたパラメータを (r,θ) 空間(３次元では (r,θ,φ) 空間)へプロットする.



(a)　　(b)　　(c)

図４．離散空間における SIMS への変換

3.3 SIMS の性質

SIMS は，元画像の空間的・位相的変化に対するロバスト性を得るため，スケルトン部分集合を変換した特徴情報である．そのため，スケルトンの持つ性質とスケルトンによらない性質を併せ持つ.

3.3.1 SIMS の構造要素に対する依存性

SIMS は，スケルトン部分集合の分布を中心からの広がりとして捉え，極座標系に置き換えたものである. そのため構造要素として用いる円(３次元では球)の半径が小さくなるほど広がりは減少し, 逆に半径が大きくなるほど広がりは増大する．この例を図５に示す. 先に図１では, 元画像に対し半径 3 [pixel]と半径 11 [pixel]の円形構造要素によりスケルトン化を行った結果を示した．さらにそれを SIMS へ変換した結果が図５である．ただし簡略化のため，SIMS はスケール２のスケルトン部分集合のみを示す．図より，半径 3 と半径 11 の SIMS は，広がり方向に大きな差が生じ，円形構造要素の半径が大きいほど広がりが増大する傾向が分かる.

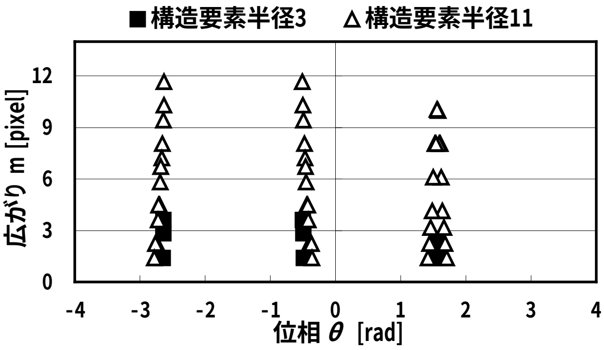
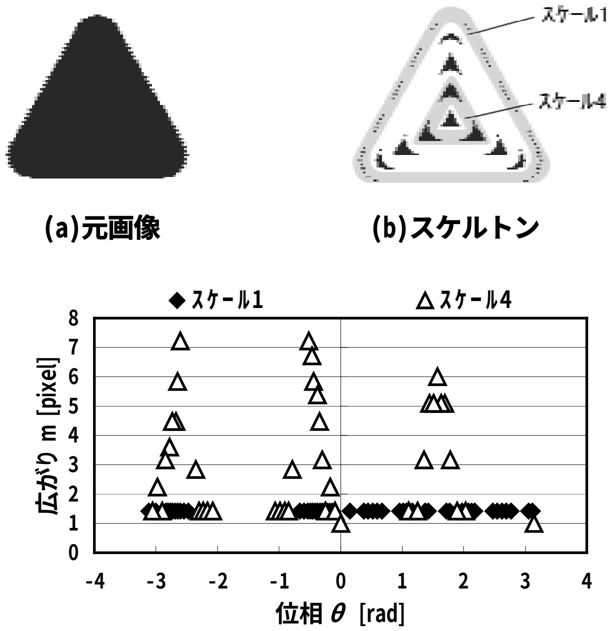


図５．構造要素の違いによる SIMS の変化

3.3.2 SIMS の階層性

SIMS は，それぞれのスケルトン部分集合より得られるため，階層性を保持している．この例を図６に示す．図６(a)の元画像に対して半径７ [pixel]の円形構造要素によりスケルトン化した結果が図６(b)である．これを SIMS に変換した結果が図６(c)である．スケールの小さいスケルトン部分集合の

SIMS は位相全域に分布し，広がりが小さい．逆にスケールの大きなスケルトン部分集合の SIMS は，特定の位相領域において広がりが明確に分かる分布を示している．



(a)元画像　(b)スケルトン

(c)SIMS

図６．SIMS の階層性

3.3.3　SIMS で解析可能な形状

3 次元形状の記述手法として，従来より提案されている超 2 次関数とその組合わせによる記述手法と SIMS を比較した場合，超 2 次関数では定義不可能な，非対称でいびつな形状に対しても SIMS は記述可能という点が長所として挙げられる．ただし SIMS で記述可能な形状には制限がある．SIMS は式(7)で定義されるため，解析可能な形状は，解析の起点として中心点に用いる距離値極大の点が 1 点となるような形状に限定される．またスケルトンの分布を中心点からの広がりとして極座標で表すため，形状は中心点から放射状に広がった形に限定される．

中心点が連続する場合，あるいは複数の中心点が存在する図７に示すような形状の場合，SIMS を用いた解析を行うためには他の何らかの処理を必要とする．

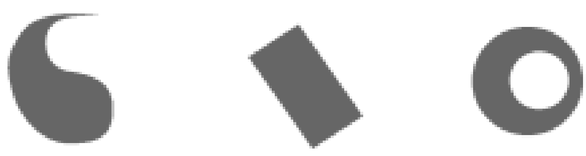


図７．SIMS による解析が困難な形状

複数の中心点が存在するような形状を解析対象とする場合は，形状の分割処理が必要となる．中心点が連続するような長方形やトーラス等の形状を解析対象とする場合は，連続する中心点の分布を解析する必要がある．

4.　SIMS の分解能　－　角に対する分解能　－

SIMS で解析可能な形状の範囲を求めるため，定量的な比較に基づき SIMS の分解能を調べる．3 次元形状は，辺・頂点・稜線・曲面等により構成されるが，ここでは分解能を計るための指標として，頂点と辺により構成される角に注目する．どの程度の角度まで角の存在を確認できるかを計るため，問題を簡略化し角の集合で構成される 2 次元画像を解析対象とする．

4.1　分解能の解析方法

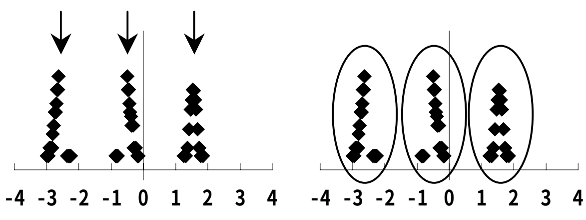
次に示す 2 つの方法を分解能の解析に用いる．

a.　広がり基準

SIMS における広がりの極大値を分解能の基準とする（図８（a））．SIMS における一定の位相領域内において，広がりの値が極大となる点を計測する．即ち対象画像は，広がり値が極大を取る位相方向に広がる形状として評価する．対象とする位相領域は実験的に 0.5 [rad]とする．

b.　位相基準

SIMS を位相方向でクラスタリングし，クラス数を分解能の基準とする（図８（b））．即ち対象画像は，SIMS の分布が集中する位相方向に広がる形状として評価する．クラスタリングはクラスタを動的に生成する手法として一般的な NN(Nearest Neighbor)法[10]を用いる．クラスタリングを行う位相方向の類似度の閾値は実験的に 0.3 [rad]とする．



(a) 広がり基準　(b) 位相基準

図8．SIMS の分解能の解析

4.2 分解能の検証方法

角数が段階的に異なる正多角形を解析対象とする．ここで述べる正多角形とは，k 個の角を持つ多角形において,角の角度がいずれも等しい多角形とする．ただし実験対象は，k が $3 \leqq k \leqq 15$，$k \in \mathrm{Z}$ である多角形とする．実験画像の例として，k=3, 10, 15 の場合をそれぞれ図９ (a),(b),(c)に示す. それぞれの SIMS を求め，a，b 2 つの手法で解析を行う．角数 k の正多角形と，解析により検出された角数 k'が一致した場合，その多角形を構成する角の角度は検出可能である事が確認される．角数 k における正多角形の一つの角の角度 r [rad]は式(11)で表される．

$$r = (k-2)\pi/k \tag{11}$$

入力画像は 256×256 [pixel]の 2 次元画像とし，構造要素は半径 7，9，11 [pixel]の円形構造要素を用いる．

4.3 実験結果･考察

実験結果を表１～６に示す．解析により検出された角数 k' が, 入力画像の角数 k と一致した場合を●で示す．形状より得られた SIMS を表中のグレー領域で示す．

構造要素の半径が 11 [pixel]の時, 広がり基準による分解能の実験結果(表 5)より，k =6，角度にして 120° 相当まで●がある．即ち SIMS により検出された角数 k' が，入力画像の角数 k と一致しており，120° 相当の角度の角まで検出可能である事を示す．

同様に，位相基準による分解能の実験結果(表６)では，k=10，角度にして 144° 相当の角まで検出可能である事がわかる。

ただし，いずれも離散空間中の画素で表された画像における角度であり，画像から厳密に角度を求める事はできないため，角度は式(11)より元画像の角数から求めた．

表 1. 半径 7 広がり基準による分解能

k	スケール												角度
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	[°]
3	●	●	●	●	●	●							60.0
4	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●			90.0
10													144.0
15													156.0

表 2. 半径 7 位相基準による分解能

k	スケール												角度
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	[°]
3	●	●	●	●	●								60.0
	●	●	●	●	●	●	●	●	●				
	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●			
	●	●	●	●	●	●	●	●	●	●			
7	●	●	●	●	●	●				●	●		128.6
												●	
10													144.0
15													156.0

表 3. 半径 9 広がり基準による分解能

k	スケール												角度
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	[°]
3	●	●	●	●									60.0
4	●	●	●	●	●	●	●	●					
5	●	●	●	●			●						108.0
						●							120.0
10													144.0
15													156.0

表 4. 半径 9 位相基準による分解能

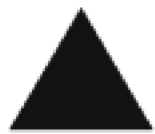
k	スケール												角度
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	[°]
3	●	●	●										60.0
	●	●	●	●	●	●							
	●	●	●	●	●	●	●						
	●	●	●	●	●	●	●						
	●	●	●	●	●	●	●						
	●	●	●	●	●	●	●	●	●				
	●	●		●	●	●		●					140.0
10				●		●	●						144.0
15													156.0

表 5. 半径 11 広がり基準による分解能

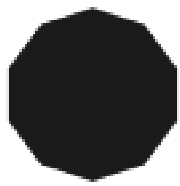
k	スケール												角度
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	[°]
3	●	●	●										60.0
4	●	●	●	●	●	●							
5	●		●	●		●							108.0
6		●		●		●							120.0
10													144.0
15													156.0

表 6. 半径 11 位相基準による分解能

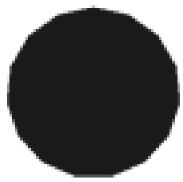
k	スケール												角度
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	[°]
3	●	●											60.0
	●	●	●	●	●								
	●	●	●	●	●								
	●	●	●	●	●	●							
	●	●	●	●	●	●	●						
	●	●	●	●	●	●	●						
	●	●	●	●		●	●						
10	●	●	●	●	●								144.0
							●						
								●					
15													156.0



(a) k = 3



(b) k = 10



(c) k = 15

図９．実験画像

全体的に，広がり基準よりも位相基準の方がより高い分解能が得られる傾向がある．また，スケール値の大きい SIMS は大局的な情報を表すが，多重解像度表現のように大局的情報ほど分解能が悪化する傾向は見られない．

構造要素に対する分解能の傾向として，円形構造要素を用いた場合の SIMS の分解能は，円の半径が大きいほど分解能が高くなり，代わりに階層数が減少する傾向が見られる．

以上の結果より，高い分解能を得るためには円形構造要素の半径を大きくする必要があり，半径 11 において解析可能な角の上限角度は 144° 相当の角であることが分かった．ただし今回の分解能の検証では，元画像の解像度が変化した場合の検討を行っていないため，元画像の画像サイズにより SIMS の傾向も変化する可能性がある．

5. SIMS の分解能 ー 曲線に対する分解能 ー

曲線に対し SIMS がどのような傾向を示すかを調べるため，曲線に対する SIMS の分解能を調べた．分解能の解析手法には先に述べた 2 つの手法を用いる．

5.1 分解能の検証方法

曲線に対してどのような SIMS の傾向が表れるかを調べるため，曲率半径を基準として解析を行う．曲率半径とは曲線の曲がり方を表すパラメータであり，平面曲線 C 上の点 P における曲率半径とは，点 P で C を局所的に近似した時の円の半径に一致する（図 10）．なお曲率半径の詳細は文献[11]に譲る．

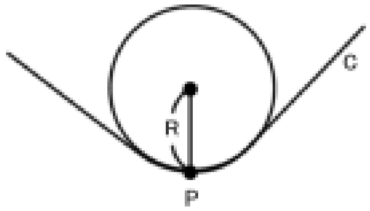


図 10．曲率半径

解析対象には, 既に分解能が確認された 90° の角で構成される正方形を基に，その角の一つに対して設定した曲率半径に沿って角を欠損させた形状を用いる．曲率半径を R [pixel]とし，10≦R≦100 の範囲で R を 10 づつ段階的に変化させた形状を用意する．実験画像の例として，R=10, 50, 100 の場合をそれぞれ図 11(a),(b),(c)に示す．

実験画像を a，b 2 つの手法で解析し，検出された角数 k' が 4 の場合, 即ち角の欠損した方向へも角としての広がりを検出する場合を●とする．また検出された角数が３の場合，即ち欠損した角方向には，角の存在を検出しない場合を〇とする．

入力画像は 256×256 [pixel]の 2 次元画像とし，基となる正方形は 151×151[pixel]とする. 構造要素は半径 7，9，11 [pixel]の円形構造要素を用いる．

5.2 実験結果･考察

実験結果を表７～１２に示す．形状より得られた SIMS を表中のグレー領域で示す．広がり基準による分解能の実験結果(表 7,9,11)より，広がり基準では R =10 から R =60 まで●と〇の分布が段階的に変化する．

スケール値との対応を見ると，スケール値が大きいほど●が分布し，スケール値が小さいほど〇が分布する．スケール値の大きさは，元形状における大局性・局所性を表す．このため，大局的には角数４の形状として検出し，局所的には角数３の欠損方向に角の無い形状として検出する．

R =70 以上からは全てのスケールにおいて●が検出されなくなる．即ち欠損した角方向へは，角の存在が確認されない．

位相基準による分解能の実験結果 (表 8, 10, 12)の場合においても，こうした傾向に大きな違いは見られない．ただし位相基準では，R =10 において全てのスケールで●が分布し，欠損した角と欠損の無い角との違いを評価できていない．

構造要素に対する分解能の傾向として，円形構造要素を用いた場合の SIMS の分解能は，構造要素円の半径が小さいほど曲率半径に対する分解能が高くなる傾向が見られる．しかし角に対する分解能の傾向ほど大きな変化はみられない

以上の結果より，R =60 以下の曲率半径を持つ曲線に対し，大局的には角として，局所的には曲線としての評価が可能であると言える．ただし角に対する分解能の検証と同様に，元画像の解像度が変化した場合，これらの傾向も変化する可能性がある．

6. おわりに

3 次元画像解析を目的とし，空間的・位相的にロバストで階層的に形状特徴を表す新たな特徴情報として SIMS を提案した．SIMS の分解能を定量的な比較に基づいて検証し，その性質を調べた．その結果，SIMS は中心点より放射状に広がる形状を解析可能であり，144°相当の角度まで角として検出可能である事が分かった．また曲線については，曲率 R=60 までは，大局的には角を検出し，局所的には角の無い曲線としての評価が可能である事が分かった．

これら SIMS の分解能の傾向を踏まえ，今後は実際に形状認識・推定を行うための具体的な評価モデルを作成すると同時に，SIMS を拡張し，より複雑な形状への適用を考えていく予定である．

文　献

[1] 堀田 裕弘, 北村 聡宰, Han Tee Siew, 村井 忠邦:"超2次関数と 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-II, 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-II, No.1 pp.50-60, 1995.1.

[4] 清水昭伸, 松阪匡芳, 長谷川純一, 鳥脇純一郎, 鈴木隆一郎："動的輪郭線モデルを用いた輪郭線抽出手順の自動構成と胸部 X 線像上の肺輪郭抽出への応用", コンピュータ支援画像診断学会誌, 1, 1, pp.1-11, 1997.8.

[5] コマツソフト株式会社:"形状特徴マイニングエンジンの開発", 高度情報化支援ソフトウェアシーズ育成事業論文, 00 第 001 号, 2001.1.

[6] Gunilla Borgefors, Gabriella Sanniti di Baja, and Stina Svensson: "Deconposing Digital 3D Shapes Using a Multiresolution Structure", DGCI'99, LNCS 1568, pp.19-33, 1999.

[7] 小畑 秀文:"モルフォロジー", コロナ社, 1996.

[8] 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.

[9] 齋藤 豊文, 鳥脇 純一郎:"3次元ディジタル画像に対するユークリッド距離変換", 信学論, Vol.76-D-II, No.3 pp.445-453, 1993.3.

[10] 宮本 定明:"クラスター分析入門", 階層的クラスタリング, pp88-105, 森北出版株式会社, 1999.

[11] 杉原 厚吉:"グラフィックスの数理", 曲線の表現, pp107-110, 共立出版株式会社, 1995.

表 7.半径 7 広がり基準の分解能

R＼スケール	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
10	○	●	●	●	●	●	●	●	●	●
20	○	○	●	●	●	●	●	●	●	●
30	○	○	○	○	●	●	●	●	●	●
40	○	○	○	○	○	●	●	●	●	●
50	○	○	○	○	○	○	●	●	●	●
60	○	○	○	○	○	○	○	●	●	●
70	○	○	○	○	○	○	○	○	○	●
80	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○
90	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○
100	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○

表 8. 半径 7 位相基準の分解能

R＼スケール	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
10	●	●	●	●	●	●	●	●	●	
20	○	●	●	●	●	●	●	●	●	
30	○	○	○	●	●	●	●	●	●	
40	○	○	○	○	●	●	●	●	●	
50	○	○	○	●	○	○	●	●	●	
60	○	○	○	○	○	○	○	●	●	
70	○	○	○	○	○	○	●	●	●	
80	○	○	○	○	○	●	○	○	●	
90	○	○	○	○	○	○	○	○		
100	○	○	○	○	○	○	○	○		

表 9.半径 9 広がり基準の分解能

R＼スケール	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
10	○	●	●	●	●	●	●	●		
20	○	○	●	●	●	●	●	●		
30	○	○	○		●	●	●	●		
40	○	○	○	○	●	●	●	●		
50	○	○	○	○	○	●	●	●		
60	○	○	○	○	○	○	●	●		
70	○	○	○	○	○	○	○			
80	○	○	○	○	○	○	○	○		
90	○	○	○	○	○	○	○	○		
100	○									

表 10. 半径 9 位相基準の分解能

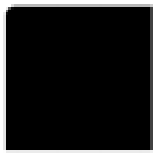
R＼スケール	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
10	●	●	●	●	●	●	●			
20	○	●	●	●	●	●	●			
30	○	○	●	●	●	●	●			
40	○	○	○	●	●	●	●			
50	○		○	○	●	●	●			
60	○	○	○	○	○		●			
70	○	○	○	○	○	○				
80	○	○	○	○	○					
90	○	○	○			○				
100	○	○	○	○	○	○				

表 11.半径 11 広がり基準の分解能

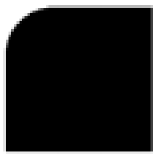
R＼スケール	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
10	○									
20	○									
30	○									
40	○									
50	○									
60	○									
70	○									
80	○									
90	○									
100	○									

表 12. 半径 11 位相基準の分解能

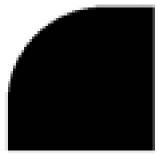
R＼スケール	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
10	●	●	●	●	●					
20	○	●	●	●	●					
30	○	●	●	●	●					
40	○	○	●	●	●					
50	○	○	●	●	●					
60	○	○	○	○						
70	○	○	○		○					
80	○	○	○	○	○					
90	○	○	○	●	●					
100	○	○	○	○						



(a) R=10



(b) R=50



(c) R=100

図１１．実験画像