モルフォロジーにもとづくテクスチャ解析

浅野　晃
広島大学　総合科学部数理情報科学講座／大学院工学研究科情報工学専攻
asano@mis.hiroshima-u.ac.jp http://kuva.mis.hiroshima-u.ac.jp/

東京大学　応用統計ワークショップ　資料
2001 年 12 月 21 日

1. はじめに

画像を, 各々が明るさや色を表す数値をもつ「画素」の集まりに分解して, コンピュータを用いた計算によって操作する「ディジタル画像処理」は, インターネットとパソコン, デジタルカメラなどの普及により, 大変身近なものとなっています. 家庭のパソコンのみならず, 画像の伝達, 認識に, ディジタル画像処理は広く用いられています.

本稿では, さまざまなディジタル画像処理の中で,「テクスチャ解析」を取り上げます. テクスチャとは, 本来は布地の織目のことで, 画像工学では一般に物体表面の「模様」をさします. 画像処理でまず着目されるのは物体の「形状」ですが, テクスチャも形状と同様に, 物体を認識・識別するための情報を与えます.

テクスチャの特徴を認識するとき, 人は模様の細部の正確な形状に着目してはいません. 模様というのは, ある微細形状が繰り返し現れて構成されていますが, 人は繰り返しのひとつひとつの微細形状のわずかな違いを問題にはしません. それよりも, おおまかにどんな形の微細形状が, どんな頻度・方向で, どの程度規則的に／乱雑に配列されているかに着目していると考えられます[1].

テクスチャの特徴をあらわすこれらの要素のうち, 微細形状の配列の頻度・方向や規則性は, 空間周波数解析や同時生起行列を用いて記述する方法[2]がよく知られています. これに対して本稿では, 微細形状の形を記述するわれわれの研究を紹介します. 上で述べたように, ひとつひとつがわずかずつ異なる各微細形状を詳細に記述しても, あまり意味はありません. また, テクスチャによっては, 微細形状は互いにほぼ相似だが大きさがさまざまである, という場合もあります. そこで, テクスチャの特徴を記述するには,「テクスチャが生成される際に, ある基本の形状が, 相似変形やランダムな揺らぎを受けながら配列されていった結果, 互いに似ているけれども異なる微細形状がテクスチャに配列されている」と考えて, その「基本の形状」を推定するほうが意味があります.

この考えを, ここでは「テクスチャ生成のモデル化」とよび, 現実の画像にある微細形状を粒子(grain), モデルの中で考えている「基本の形状」を要素形状(primitive)とよぶことにします. これは, 確率分布モデルを考えたうえで, モデルの中で考えている母数を観測値から推定するという統計的推測の手法と似ています.

このような推定を行うために, 本稿で用いるのは, モルフォロジーという手法とサイズ分布という考え方です[3]–[7]. モルフォロジーは, 画像に含まれる物体形状に対する各種の操作を定量的に記述する手法です. モルフォロジーでは, 構造要素という小さな形状を考え, 各種の操作を構造要素を作用させる基本演算に帰着させることによって, 各種の手法を記述しています. 一方, サイズ分布とは, モルフォロジーに基づく演算によって画像中の物体形状を構造要素の相似形に分解し, 各相似形のサイズ(構造要素からみた倍率)の分布を表したものです. サイズ分布を表すサイズ分布関数・サイズ密度関数には, 確率分布関数・確率密度関数とよく似た性質があります.

そこで, 粒子のサイズ分布に, 確率分布モデルのような何らかのモデルを仮定します. そして, 構造要素をさまざまに変化させてサイズ分布を求めます. 仮定したモデルにもっとも近いサイズ分布が得られる構造要素は, サイズ分布について仮定したモデルが正しければ, テクスチャの要素形状にもっとも近いはずです. したがって, この構造要素を, 確率的最適化法のひとつであるシミュレーティッド・アニーリングを用いて探索することで, 要素形状を表す構造要素を求めます.

以下の章では, モルフォロジーとサイズ分布, それに確率的最適化法について説明した後, テクスチャの要素形状の記述についてのわれわれの研究を紹介します. 関連の研究としては, 文献[8][9]をあげておきます.

2. モルフォロジーとサイズ分布

2.1 モルフォロジー

モルフォロジーは, 画像に含まれる物体形状に対する各種の操作を定量的に記述する手法で, 各方面でさまざまな研究が行われています. モルフォロジー演算は, dilation(膨張)と erosion(侵食)と呼ばれる 2 つの簡単な基本演算から構成されます.

この章では, まず 2 値画像での基本演算を説明します. これらは, 集合の演算として表現されます. ここでは, 画像中の図形が画素の集まりであらわされていると考え, それらの位置を表す座標の集合を図形 X とします. また, もう 1 つ小さな図形を表す画素の集合を考え, これを構造要素 (structuring element) とよび B で表します.

本稿の研究の一部は文部科学省科学研究費(課題番号12750337)の補助を受けました.

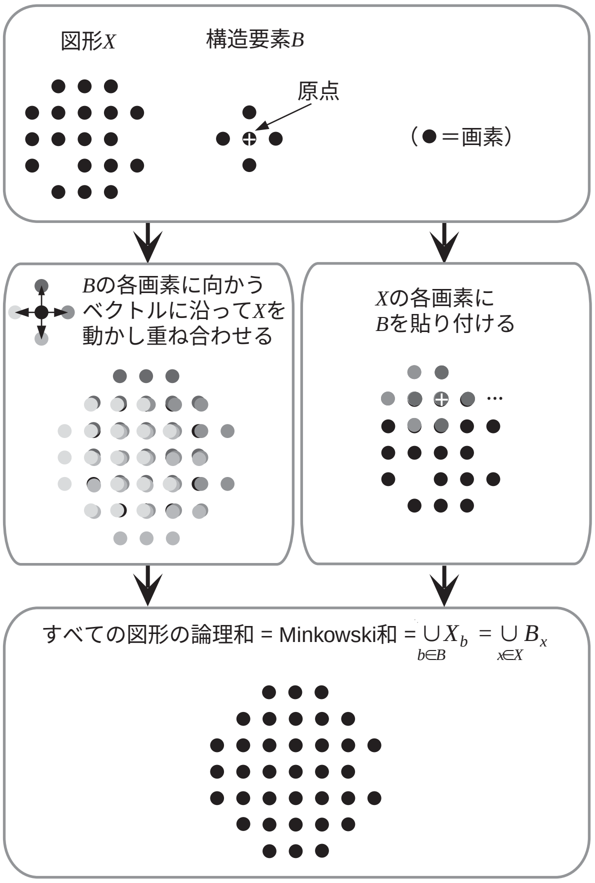

図１．Minkowski和．

さて，Minkowski 和および Minkowski 差とよばれる演算を，図形Xと構造要素Bに対して次のように定義します．

$$\text{和：} X \oplus B \equiv \{x + b \mid x \in X, b \in B\} = \bigcup_{b\in B} X_b = \bigcup_{x\in X} B_x$$
$$\text{差：} X \ominus B \equiv \{x \mid x - b \in X, b \in B\} = \bigcap_{b\in B} X_b \tag{1}$$

ここで B_x は B を $\boldsymbol{x}$ だけ移動したもの (translation) で，次のように定義されます．

$$B_{\boldsymbol{x}} = \{\boldsymbol{b} + \boldsymbol{x} \mid \boldsymbol{b} \in B\} \tag{2}$$

Minkowski 和・差の効果は，次のように表現することができます．構造要素Bの各画素を，原点からのベクトルを表しているものと考えます．そして，図形Xを各ベクトルにそって動かしたものを考え，それらをすべて重ね合わせます（図１の左）．重ね合わされた図形の論理和をとったものがMinkowski和で，論理積をとったものがMinkowski差です．(1)式のMinkowski和の定義ではxとbは対称ですから，「Bに沿ってXが動く」と考えるかわりに「Xに沿ってBが動く」すなわち「Xの各画素にBを貼り付ける」と考えても同じです（図１の右）*)．

さらに，B の反転を$\check{B}$ で表し，

$$\check{B} = \{-\boldsymbol{b} \mid \boldsymbol{b} \in B\}. \tag{3}$$

と定義します．これらを用いて，Dilation と erosion が，それぞれ$X \ominus \check{B}$，$X \oplus \check{B}$ と定義されます．さらに，

$$X \ominus \check{B} = \bigcap_{b\in B} X_{-b} = \{x \mid B_x \subseteq X\} \tag{4}$$

がなりたちます[10]．このことは，$X \ominus \check{B}$ =「BをXの内部でくまなく動かしたときの，Bの中心の軌跡」であることを意味します．

これらの演算をもとにして，さらに重要な基本演算であるopeningとclosingが次のように定義されます．

$$\begin{aligned} &\text{opening: } X_B = (X \ominus \check{B}) \oplus B \\ &\text{closing: } X^B = (X \oplus \check{B}) \ominus B \end{aligned} \tag{5}$$

図２は，opening の効果を表しています．上の通り erosion とは「構造要素 B を図形 X の内部に沿ってくまなく動かしたときの，Bの中心の軌跡」ですから，第１段の erosion で，X の内部に B をはみ出さずに配置できる場所が求められます．第２段は Minkowski 和で，(1)式に示す通り，第１段で求められた場所に実際にBを配置する操作になります．この結果，opening は，図形 X のうち構造要素 B がはみだしてしまうくらい小さい部分だけを除き，他はそのまま保存するという操作になります．また closing は逆で，図形 X のうち構造要素 B に含まれてしまうような小さい欠けや穴を埋め，他はそのまま保存するという働きがあります．Opening と closingの，画像中の物体およびその各部分を「大きさ」によって選別する，一種のフィルタの働きは，

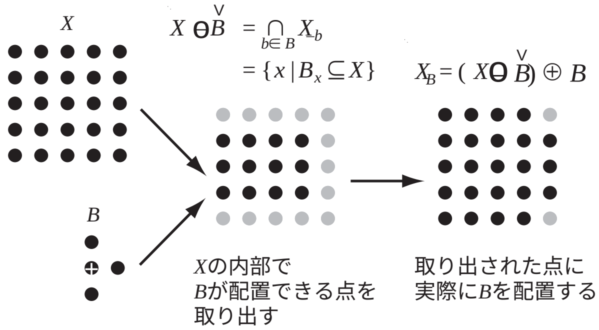

図２．Opening．

*) (1)式の Minkowski 差の定義では，x と b は対称ではありませんから，「B に沿って X が動く」と考えるかわりに「X に沿って B が動く」と考えることはできません．

後述のサイズ分布を表現するのに重要です.

多値(グレースケール)画像に対するモルフォロジー演算は, 最大値･最小値演算を用いて定義されます. 前項と同じ2値の構造要素を, 多値の画像に適用する場合をまず考えてみましょう. この場合多値画像は, $\boldsymbol{x}$を画素の位置として関数$X(\boldsymbol{x})$で表されます. Xの構造要素Bによるdilationとerosionは, 次のように最大・最小演算で定義されます.

$$\begin{aligned} &\text{dilation: } X \oplus \check{B} = \max_{\boldsymbol{b}\in B} X(\boldsymbol{x}-\boldsymbol{b}) \\ &\text{erosion: } X \ominus \check{B} = \min_{\boldsymbol{b}\in B} X(\boldsymbol{x}-\boldsymbol{b}) \end{aligned} \tag{6}$$

さらに, 構造要素が多値である場合も定義することができます. この場合は, 構造要素を関数$B(\boldsymbol{b})$で表します. ここで$\boldsymbol{b}$は構造要素の原点からの相対位置を表し, $B(\boldsymbol{b})$は$\boldsymbol{b}\in w(B)$の範囲だけで定義されているものとします. このとき, XのBによるdilationとerosionは次のように最大･最小演算とたし算･引き算で定義されます.

$$\begin{aligned} &\text{dilation: } \{X \oplus \check{B}\}(\boldsymbol{x}) = \max_{\boldsymbol{b}\in w(B)} \left\{X(\boldsymbol{x}+\boldsymbol{b}) + B(\boldsymbol{b})\right\} \\ &\text{erosion: } \{X \ominus \check{B}\}(\boldsymbol{x}) = \min_{\boldsymbol{b}\in w(B)} \left\{X(\boldsymbol{x}+\boldsymbol{b}) - B(\boldsymbol{b})\right\} \end{aligned} \tag{7}$$

これらの多値画像に対するモルフォロジー演算は, 2次元平面に多値の画素が分布する画像を, 画素値を第3の軸とした「立体」と考えて, その立体に対して2値で定義したモルフォロジー演算を適用する, と考えることもできます[*)].

2.2 サイズ分布

サイズ分布とは, 画像中の図形を構造要素の相似形に分解したとき, どのくらいのサイズ(構造要素からみた倍率)の相似形がどの程度の面積を占めているか, すなわち, 各相似形のサイズの分布を表したものです.

前述の通り,「図形Xの構造要素Bによるopening」とは「Xのうち, Bがはみだしてしまうくらい小さい部分だけを取り除いたもの」, すなわち「Xから, Bよりも小さい成分を取り除いたもの」です. そこで, Bをある基本的な構造要素とし, これに対して$2B$, $3B$, ... という, サイズを順に大きくした相似な構造要素を用意します. これらの相似な構造要素は, Minkowski集合和を使って

$$\begin{cases} nB = \underbrace{B\oplus B\oplus\ldots\oplus B}_{(n-1)\text{回の和}} \\ 0B = \{\mathbf{0}\} \end{cases} . \tag{8}$$

と定義できます.

そして, 各々のサイズの構造要素で各々openingを行い, X_B, X_{2B}, X_{3B}, ... という図形の系列を作ります. すると, この図形系列では, X_BはBよりも小さい成分が除かれており, X_{2B}はさらに$2B$より小さい成分が, X_{3B}はさらに$3B$より小さい成分が, . . . , 各々除かれていることになり, Xのうち小さい成分から順に除いた図形系列になっていることがわかります. この図形系列をgranulometryといいます[**)].

Granulometryの各図形X_B, X_{2B}, X_{3B}, ... について, その面積を求め, さらに各面積と元の図形Xの面積との比を求めます. 通常は離散的な画素で構成された画像を扱うので, 図形の面積とは図形を構成する画素数に相当します. サイズに面積比を対応させた関数は, サイズ0の時面積比1で, 単調減少な関数になります. これをサイズ分布関数(size distribution function)といいます. サイズ分布関数の, サイズnに対応する値は「サイズn以上の部分の面積の割合」を表します.

さらに, サイズ分布関数の微分を考えます. これは, granulometryの中の, 隣接するサイズに対応する画像間の面積の差に相当します. 例えば, X_{2B}とX_{3B}の面積の差を考えると,「X_{2B}に含まれX_{3B}に含まれない部分」は「$2B$によるopeningでは除かれなかったが$3B$によるopeningでは除かれた部分」すなわち「サイズがちょうど2である部分」の面積の割合となります. このようにして, 各サイズに対応する部分の面積の割合を求めたものをサイズ密度関数(size density function)といいます. ここまででわかる通り, サイズ分布関数やサイズ密度関数は, それぞれ確率分布関数, 確率密度関数と同じような性質をもつことがわかります.

式で書くと, 図形Xの構造要素Bによるサイズ分布関数は, サイズをnとして

$$F_{X,B}(r) = \frac{A(X_{rB})}{A(X)} \tag{9}$$

となります. ただし, $A(\ )$は画像に対してその面積を表します. また, サイズ密度関数は離散の場合

*) このような考え方をする場合, 本稿で2値画像に対して説明した定義はそのままでは使えず, 一部変更する必要がありますが, 省略します. 例えば文献[7]を参照してください.

**) 本当はもう少し一般的な概念ですが, 省略します. 例えば文献[11]を参照してください.

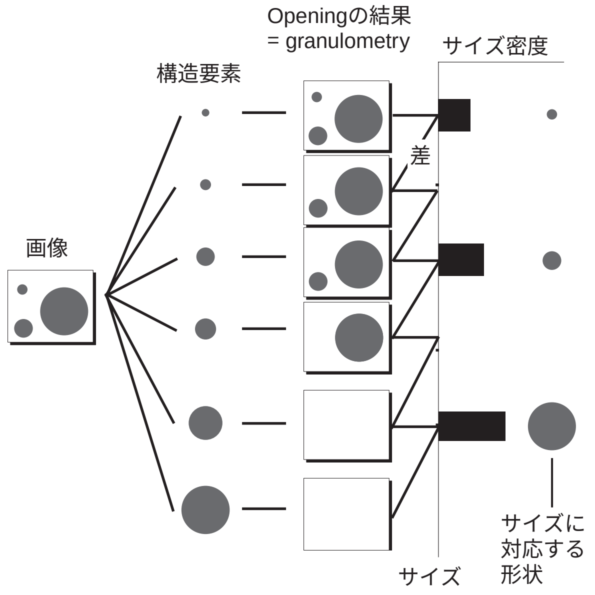

図３．granulometryとサイズ密度．

$$p_{X,B}(r) = \left(1 - F_{X,B}(r+1)\right) - \left(1 - F_{X,B}(r)\right)$$
$$= \frac{1}{A(X)}\left(A(X_{rB}) - A(X_{(r+1)B})\right) \qquad (10)$$

と定義できます.

3. 確率的最適化法

本稿では，テクスチャのもつサイズ分布にモデルを考え，そのモデルへのあてはまりがよくなるような構造要素を求めます. しかし, 構造要素の形は無数にあり，可能なすべての構造要素を調べるわけにはいきません. したがって, 適当な構造要素を初期値として，徐々に構造要素の形を変形しながら, 最適な構造要素を探索する必要があります. しかし，構造要素の変化に対するサイズ分布の変化率がわかっているわけでもないので，最急降下法のような探索法は使えません.

このような状況で用いられるのが，ランダムにパラメータ（ここでは構造要素の形）を変化させ, 評価関数の値（ここではモデルへのあてはまりの度合い）に基づいてその変化を取捨選択することで，探索が最適解に達する確率を高くしようという，確率的最適化法です．その代表的なものがシミュレーティッド・アニーリングと遺伝的アルゴリズムですが，ここでは本研究に用いたシミュレーディッド・アニーリングについて説明します.

「アニーリング」とは金属加工でいう「焼きなまし」で, 金属を熱して加工した後徐々に冷やすことで金属材料の粘り強さを高める方法です. ですからシミュレーティッド・アニーリングは「疑似焼きなまし」と訳されることもあります. この方法の本質は,「評価が低くなる方向へのパラメータの変化も，ある確率で受け入れる」ことにあります. 図４で，横軸はパラメータ（本当は多次元)，縦軸はパラメータに対応した評価関数の値とし, 評価関数の値がゼロに近いほど評価が高い（モデルへのあてはまりがよい）とします. このとき，常に評価が高くなる方向のパラメータの変化だけを行っていると, 局所解に陥る可能性があります. しかし, 評価が低くなる方向の変化も時々行うと, 局所解から抜け出せる可能性が出てきます.

この確率は, まず「パラメータの変化による評価関数の悪化が小さいほど，大きく」なります. つまり, パラメータの変化によって評価が少々悪くなる程度なら, そのような変化も受け入れてみようというわけです.

さらに, この確率は最適化のはじめのうちは大きく, 最適化が進むに連れて小さくしてゆきます. 最適化のはじめはどこに最適解があるかわからないので, なるべくいろいろなパラメータを探索できるようにしておき, 後半は解に近づいているところから抜け出してしまわないように確率を小さくします. この確率を決める値を,「最適化のはじめは温度が高いので活発に振動し, 後半はだんだん冷めてきてあまり振動しなくなる」という類推で, 温度とよびます.「焼きなまし」という名前もここから来ています.

4. サイズ分布モデルによるテクスチャの記述[12][13]

4.1 手法

テクスチャの中には，同じような形でさまざまな大きさの粒子が入り交じってできているものがよくあります. 本研究では, そのようなテクスチャに対して,「サイズ分布が一様分布である」という仮定をします. そして, サイズ密度関数が一様分布

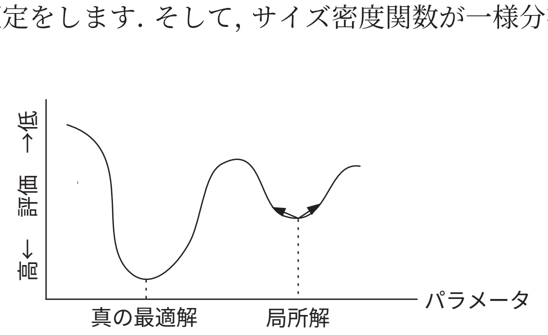

図４．評価関数にもとづく探索．探索の途中で局所解に達すると，評価が低くなる方向に進まなければ真の最適解に到達できない．

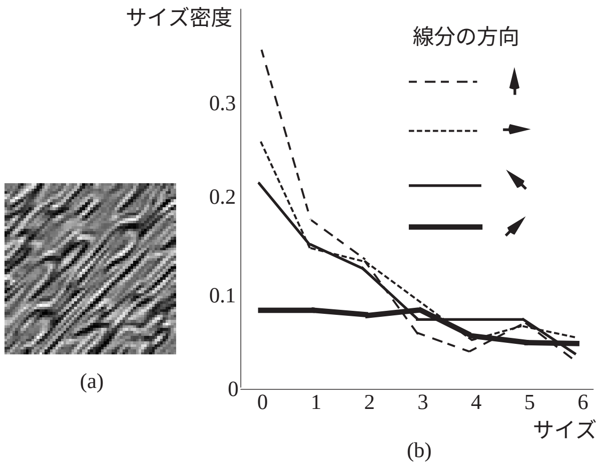

図５．(a)テクスチャ例．(b)４方向の線分の構造要素で計算されたサイズ密度．

に近づくように，確率的最適化法によって最適な構造要素を求め，この構造要素でテクスチャの要素形状を推定します．

図５(a)のテクスチャを例として，この方法の考え方を説明します．この画像は，右上から左下への線分の，いろいろなサイズの相似形を含んでいます．図５(b)は，５画素の長さの４つの方向の線分を使ってサイズ密度関数を計算したものです．右上から左下への線分を構造要素とする場合は，この画像にはこの方向のいろいろなサイズの線分が含まれているので，各サイズの線分に対応する成分が検出され，サイズ密度の値は各サイズともほぼ同じになっています．しかし，他の構造要素の場合は，サイズ密度はほとんどサイズ０に偏っています．サイズ０の構造要素とは，「点」のことですから，このサイズ密度関数は，それらの方向の線分はこのテクスチャにはほとんど含まれていないということを表しています．

このことから，４つの構造要素のうち，各サイズに対応するサイズ密度の値の分散が最小になるようなものが，もっとも適切に要素形状を表していることがわかります．そこで，この４つの構造要素に限らず，もっと広い範囲の構造要素から，サイズ密度の分散が最小になるようなものを確率的最適化法で探しだすことで，テクスチュアを構成する要素形状を推定することができます．

まず，ある長さの４方向の線分を構造要素としてサイズ密度を計算し，サイズ密度の分散が最小になるような構造要素を選びます．この構造要素を，最適化法の初期状態とします．このあと，この構造要素を次の手順で変化させて最適な構造要素を得ます．

1) 初期状態の構造要素を使ってサイズ密度を求め，その分散を求めてこれを評価関数とします．
2) 構造要素を変化させます．２値構造要素の場合は，図６に示すように，構造要素のうちランダムに選ばれた１画素を値1（白）から0（黒）へ，0から１へ変化させます．
3) 変化させた構造要素を使って，もう一度サイズ密度を計算して分散を求めます．
   i) 分散が変化前の構造要素の場合よりも小さくなっている場合は，より適切な構造要素が見つかったとして，この変化を採用し，2)に戻ります．
   ii) 分散が小さくなっていない場合，この変化をある確率で採用します．分散の増加量が大きいほど，また最適化の手順が進んで繰り返し回数が多くなっているときほど，この確率は小さくなるように設定します．変化が採用されない場合は，この変化は取り消されます．いずれの場合も 2)に戻ります．

上の手順を，構造要素の変化がまったく採用されなくなるまで繰り返します．

4.2 実験結果

実験では，サイズ密度の値の分散そのものではなく平均と分散の比を評価関数としました．また，評価関数を求めるサイズの範囲を 0, 1, 2 としました．構造要素は２値で，5×5画素の範囲で最適なものを探索しました．最適化手続の中で，ある変化によって評価関数が増加した場合にその変化を採用する確率 P(ΔER)を次のように定めました．

$$\begin{cases} P(\Delta ER) = 1 & \text{if } \Delta ER<0, \\ P(\Delta ER) = \dfrac{1}{1+\exp\left(\dfrac{\Delta ER}{T_i}\right)} & \text{if } \Delta ER\geq 0 \end{cases} \tag{11}$$

ここで ΔER は構造要素の変化前後の評価関数の変化です．また，T_i は「温度」で，繰り返し回数の関数として次のように定義しました．

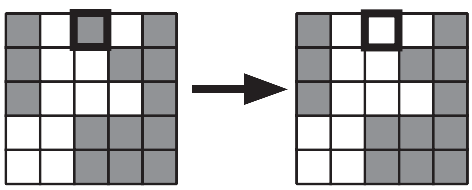

図６．構造要素の変形．ランダムに選択された画素（太枠）が反転される．

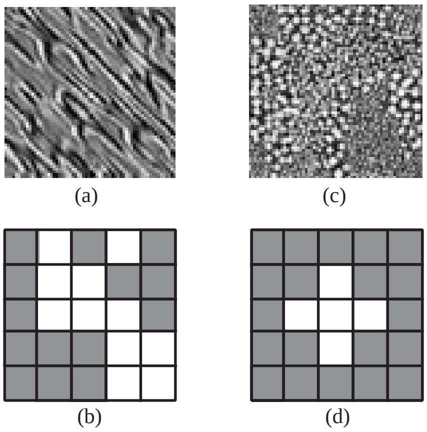

図７．推定された要素形状．(a)(c)テクスチャの例．(b)(d) (a)(c)のそれぞれの要素形状の推定結果．

$$\begin{cases} T_0 = 10^8 \\ T_i = 0.98T_{i-1} \qquad i \geq 1 \end{cases}, \tag{12}$$

ここで i は前節の手順2) 3) の繰り返しの回数です．

図７は, テクスチャとそれを最適に記述する5×5 画素の２値構造要素の例です．図７(a)のような線状の要素形状をもつテクスチャの場合，最適構造要素は図７(b)のように要素形状にあった線状のものとなります. また, 方向のない要素形状をもつ図７(c)のテクスチャの場合は，図７(d)のような方向のない最適構造要素が抽出されます．

また, 多値構造要素を用いる場合は, まず構造要素の形を最適化し，続いてその画素の値を最適化します. この方法で求めたのが図８です. 多値構造要素を用いると，テクスチャの要素形状をさらに精密に推定できます．

5. スケルトンモデルによるテクスチャの記述[14]

前章では，サイズ分布があるサイズの範囲で一様分布である, というモデルを仮定して, そのモデルへのあてはまりが良くなるように，サイズ密度関数を求める構造要素を最適化しました．しかし, そのモデルを仮定する根拠はかなり薄弱なものです. 私たちは他に, サイズ分布がある１つのサイズに集中している，すなわちテクスチャにある１つのサイズの粒子しか含まれていない，というモデルを用いた解析法も研究しました[15]が, その場合でも，やはりそのモデルを仮定する根拠に問題があります. 本章では, これを解決する１つの方法として,「スケルトン」というものを用いた構造要素の最適化によるテクスチャの記述法を紹介します．

5.1 スケルトンの利用

スケルトン(skeleton)とは「骨格」の意味で，モルフォロジーでは画像中の物体を削り取って骨組みにすることをいいます．モルフォロジーにおけるスケルトンでは，スケルトンから逆に物体が再現できるという特徴があります. 物体を X とするとき，構造要素 B によるスケルトン $SK(X, B)$は次のように定義されます．

$$\begin{aligned} &S_n(X, B) = (X \ominus n\check{B}) - (X \ominus n\check{B})_B \\ &SK(X, B) = \bigcup_n S_n(X, B) \end{aligned} \tag{13}$$

(13)式は, 直観的には次のような意味を表しています. $X \ominus nB^S$ は「構造要素の相似形 nB を図形 X の内部に敷き詰めたときの，nB の中心の集合」です．このとき，図９に示すように，$(X \ominus n\check{B}) - (X \ominus n\check{B})_B$ には「nBをこの位置に配置したとき，n より大きなサイズの相似形を X の内部に配置しても完全には覆うことができない」という性質があります．そこで,「B のなるべく大きな相似形を使ってXをきっちり覆う」ことを考えると, $(X \ominus n\check{B}) - (X \ominus n\check{B})_B$ に配置した nB は，それより大きな相似形で置き換えることはできない必要不可欠なものということになります．このような$(X \ominus n\check{B}) - (X \ominus n\check{B})_B$ を集めたものがスケルトンですから，スケルトンとは図10のように「B のなるべく大きな相似形を使って X をきっちり覆ったときの, 相似形の中心の軌跡」ということになります．

さて, 上のことから考えると, もし構造要素が図形と相似ならば，構造要素のいろいろなサイ

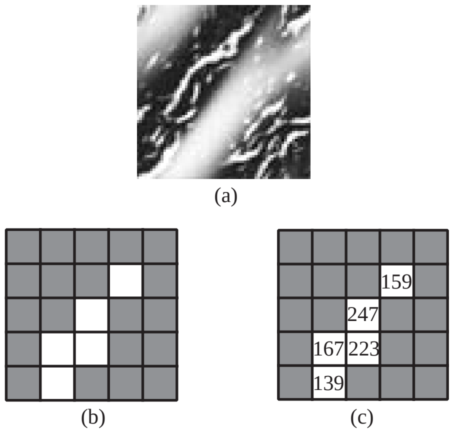

図８．多値構造要素による要素形状の推定．(a)テクスチャの例．(b)２値構造要素による推定結果．(c)多値構造要素による推定結果．

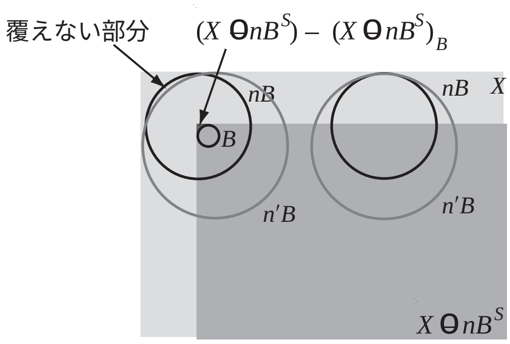

図９．(13)式の意味．$n' > n$とする．$(X \ominus nB^S) - (X \ominus nB^S)_B$ を中心に配置された構造要素nB（左側）は，それより大きい$n'B$をXの内部に配置しても覆えない部分がある．それ以外の場所に配置されたnB（右側）は，Xの内部にある$n'B$で完全に覆うことができる．

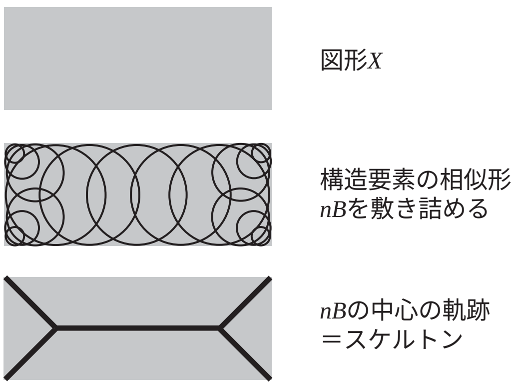

図10．スケルトン

ズの相似形を考えるまでもなく，ひとつの相似形で物体全体が敷き詰められます．したがって，スケルトンはその相似形の中心，すなわち１点のみとなります．そこで，いろいろな構造要素でテクスチャのスケルトンを求め，スケルトンを構成している画素数が最小になるものを求めます．この構造要素は，テクスチャを構成する粒子にもっとも相似度が高いことになり，テクスチャの要素形状をもっともよく推定していることになります．ここで仮定しているモデルは，テクスチャを構成する粒子が，１つの要素形状のさまざまなサイズの相似形に近い形状をしている，ということだけであり，サイズ分布がどのような形であるかについては何も仮定していません．

5.2 実験結果

図 11(b)(c)(d)の画像は，(a)のテクスチャについて，それぞれの右側の構造要素（●は画素，＋は原点の位置）を使って求めたスケルトンです．構造要素の下に書いてあるのはスケルトンを構成する画素数で，(d)のように構造要素がテクスチャの要素形状に近いとき，スケルトンを構成する画素数は少なくなることがわかります．(e)は，シミュレーティッドアニーリングを使って，スケルトンを構成する画素数が最小になるように探索して得た構造要素で，画素数はさらに少なく，テクスチャを構成する要素図形によりよく推定していると言えます．

6. 複数の要素形状からなるテクスチャの記述[16]

6.1 クラスタ分析の利用

ここまでの方法では，１つのテクスチャを構成している要素形状は１つ，というモデルを考えていました．しかし，要素形状は１つであるとは限らず，複数の要素形状から派生した粒子が混じり合っている場合もあります．そこで本研究では，このようなテクスチャについて，要素形状が何種類あって，それぞれがどんな形かを記述する方法を提案します．

これを実現するには，テクスチャからそれぞれの粒子を切り出して，その形の特徴によって，何種類に分類されて，それぞれの分類の代表的形状はどんなか，を見ればよいわけです．しかし，同じ要素形状から派生した粒子の間にも当然形のばらつきがあります．しかも粒子同士は接していたり重なっているのが普通ですから，完全な形の粒子は取り出せず，やはり粒子の形にばらつきが生じます．そこで，各粒子についてサイズ密度関数をもとめて，各サイズの密度関数の値を基底とする特徴

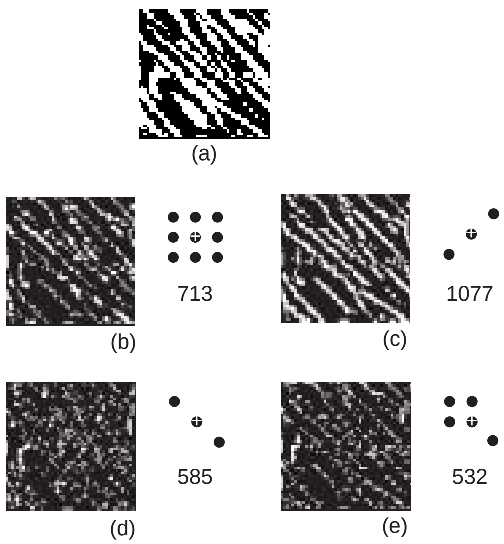

図11．スケルトンモデルによる要素形状の推定結果．

量空間に粒子を配置します. そして, 特徴量空間内で距離が近いもの同士をグループにまとめるクラスタ分析によって分類を行います.

6.2 手法と実験結果

この方法では，まずテクスチャ（図12(a)）を，要素図形を各々１つずつ含む断片にwatershed法で分割します（図12(b)）．watershed法は，物体の凹部で物体を切断するアルゴリズムです．テクスチャの中には当然粒子が重なり合っている部分がありますが，それもおおまかに分割してかまいません．分割された各断片のサイズ密度関数をもとめて，そのうちいくつかのサイズに対応する値を軸とする特徴量空間に各断片を配置します．図12(c)がその例で，サイズ０と４の２つの値を軸としています．●印は各断片に対応します．図12(d)は特徴量空間内の●印を横軸に並べ，距離が近いものから順に階層的なグループにしてその距離を縦軸に表したもので, デンドログラムといいます. デンドログラムを点線のように分割すると，それに対応してC_1, C_2のクラスターが得られます（(c)にも表示されています）．このクラスターの重心の位置にもっとも近い●印に対応する断片を取り出したのが(e)で，テクスチャの２つの要素形状－米粒とビーズーが抽出されています.

7. おわりに

本稿で紹介したテクスチャ解析では，要素形状から派生した粒子が配置されてテクスチュアが構成されている, というモデルを考えています. そして，モルフォロジーを利用したサイズ分布やスケルトンにもある仮定にもとづくモデルを考え，それを基準にして，要素形状を確率的最適化法を用いて推定しています.

この手法を発展させると，解析によって得たテクスチャのモデルを使って，テクスチャを合成することができます. この方法で, 自然な質感の再現や, テクスチャ画像の情報量の圧縮が可能です. 現在，このことについて研究を進めています.

参考文献

[1] F. Liu and R. W. Picard, "Periodicity, directionality, and randomness: Wold features for image modeling and retrieval," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, **18,** 7, 722-733, 1996.

[2] 例えば，谷口慶治編，*画像処理工学 基礎編*，共立出版 , 1996 (ISBN4-320-08541-8).

[3] J. Serra, *Image analysis and mathematical morphol-*

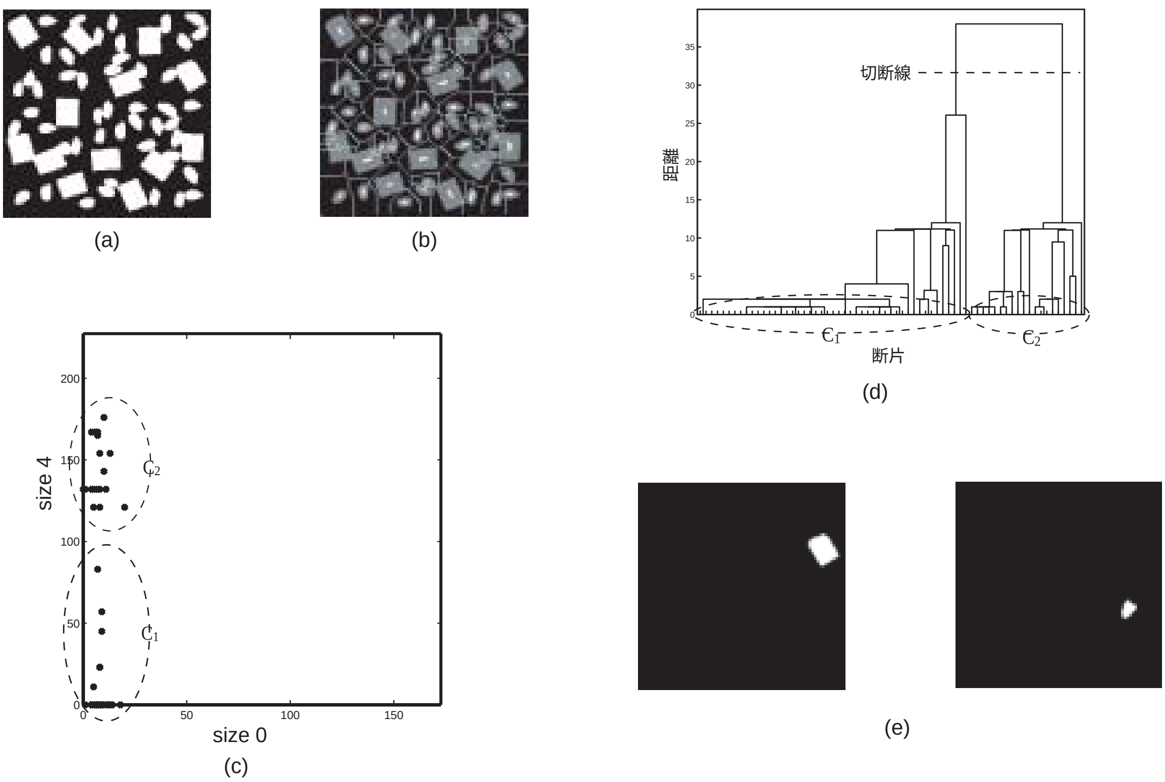

図12．クラスタ分析を用いた要素形状の推定．(a)テクスチャ例．(b)watershed法による分解．(c)特徴量空間への断片の配置．(d)デンドログラム．(c)推定された要素形状．

ogy, Academic Press, 1982（原書は絶版，ペーパーバック版(1984) ISBN0–12–637242–X）.
[4] R. M. Haralick, S. R. Sternberg, and X. Zhuang, "Image Analysis Using Mathematical Morphology," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, **PAMI-9,** 4, 532-550, 1987.
[5] 小畑秀文，*モルフォロジー,* コロナ社 , 1996 (ISBN4-339-00664-5).
[6] 間瀬茂, 上田修功, "モルフォロジーと画像解析(I)"，電子情報通信学会誌，**74,** 2, 168-174, 1991.
[7] 同，" モルフォロジーと画像解析(II)"，同，**74,** 3, 271-279, 1991.
[8] F. Sand and E. R. Dougherty,"Asymptotic granulometric mixing theorem: morphological estimation of sizing parameters and mixture proportions," *Pattern Recognition,* **31,** 1, 53-61, 1998.
[9] F. Sand and E. R. Dougherty, "Robustness of granulometric moments," *Pattern Recognition,* **32,** 1657-1665, 1999.
[10] 例えば, 私の講義録「2001年度後期・数理科学特論Ａ」第７回（http://kuva.mis.hiroshima-u.ac.jp/~asano/Kougi/01a/Tokuron/）を参照してください.
[11] 間瀬茂, 武田純, *空間データモデリング—空間統計学の応用,* 共立出版 , 2001 (ISBN4-320-12006-X).
[12] 宮川美穂，浅野晃，藤尾光彦，" パターンスペクトラムを用いたテクスチュア画像の特徴抽出，" 電子情報通信学会技術報告，PRMU2000-177, 123-128, 2001.
[13] A. Asano, M. Miyagawa, and M. Fujio, "Texture Modelling by Optimal Gray Scale Structuring Elements using Morphological Pattern Spectrum," *Proc. 15th International Conference on Pattern Recognition,* **3,** 479-482, 2000.
[14] 浅野晃，大久保武，棟安実治，雛元孝夫，" スケルトンにもとづくテクスチャのモデリング，"電子情報通信学会2001年ソサイエティ大会, D-11-10, 2001.
[15] 八嶋俊, 浅野晃, 田口亮，"モルフォロジーフィルタの構造要素による単一特徴テクスチャのモデル化，"電子情報通信学会技術報告, PRMU2001-14, 41-48 (2001).
[16] 浅野晃，遠藤潤一，村木千恵，" パターンスペクトラムとクラスタ分析を用いたテクスチャ解析，" 2001 年映像情報メディア学会年次大会，222-223 (2001).