LI-10

最適スケルトンを用いたテクスチャのデータ削減
Texture Data Reduction using Optimized Morphological Skeleton

浅野　晃[†]，松尾　圭昭[‡]，藤尾　光彦[‡]
Akira Asano, Yoshiaki Matsuo, and Mitsuhiko Fujio

1．まえがき

われわれはこれまで，ある要素形状から派生した粒子によってテクスチャを構成するというモデルを想定し，要素形状を推定することでテクスチャを記述する手法を研究してきた．とくに[1]では，モルフォロジーの手法のひとつで，画像中の物体形状の中心線を抽出する「スケルトン」を用いた手法を提案した．スケルトンは，ある基本的図形である構造要素とその相似形を「絵筆」と考えたとき，可能なかぎり太い筆で対象図形を描いたときの，絵筆の軌跡と考えることができる[2]．したがって，もし対象の物体形状と構造要素がはじめから相似であれば，絵筆を動かす必要はなく，スケルトンはただひとつの点となる．この手法では，スケルトンのこの性質を使って，テクスチャを構成する粒子に「平均して相似」な構造要素を求め，要素形状の推定値とした．

本研究では，この手法を応用して，テクスチャのデータ量を削減する手法を提案する．上の方法で得た，テクスチャを構成する要素図形に「平均して相似」な構造要素を「絵筆」として用いてテクスチャを描画し，描ききれなかった微細な部分を省略することで，視覚的な影響がもっとも少なくなるようにテクスチャのデータ量を削減する．

2．スケルトンを用いたテクスチャ要素形状の推定

スケルトン(skeleton)とは「骨格」の意味で，モルフォロジーにおいては画像中の物体の周縁を削り取って骨組みにすることをいう．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る．ここでは２値画像で考えることとする．物体をそれを構成する画素の座標の集合Xで表し，ある形状をもつ小物体である構造要素を同様にBで表すとき，スケルトン$SK(X, B)$は次のように定義される．

$$\begin{aligned} S_n(X, B) &= (X \ominus nB^S) - (X \ominus nB^S)_B \\ SK(X, B) &= \bigcup_n S_n(X, B) \end{aligned} \quad (1)$$

ここで，

$$X \ominus B^S = \bigcap_{b \in B} X_{-b} = \{x \mid B_x \subseteq X\} \quad (2)$$

はXのBによるerosionとよばれる演算で，Xの内部にBを敷き詰めた時の，Bの中心の軌跡を意味する（B_xはBをxだけ移動したもの，B^sはBの原点対称を意味する）．また，

$$X_B = \bigcup_{B_x \subseteq X} B_x \quad (3)$$

はXのBによるopeningとよばれ，Xの内部にBを敷き詰めた時のB自身の軌跡を意味する．またnBはBをn倍に相似拡大したものである．

図１に示すように，$(X \ominus nB^S) - (X \ominus nB^S)_B$には「$nB$を$(X \ominus nB^S) - (X \ominus nB^S)_B$の内部の画素を中心に配置すると，$n$より大きなサイズの相似形を$X$の内部のどこに配置してもこの$nB$を完全には覆うことができない」という性質がある．したがって，「Bのなるべく大きな相似形を使ってXをきっちり覆う」ためには，$(X \ominus nB^S) - (X \ominus nB^S)_B$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る．このような$(X \ominus nB^S) - (X \ominus nB^S)_B$を集めたものがスケルトンであるから，スケルトンとは図2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」ということになる．なお，$S_n(X, B)$はサイズnのスケルトン部分画像とよばれ，スケルトンのうちサイズnの相似形に対応する点の集合である．サイズnのスケルトン部分画像の各白画素にサイズnの相似形を配置し，すべての部分画像について和集合をとると，もとの画像が再構成される．

こ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る．したがって，スケルトンはその相似形の中心，すなわち１点のみとなる．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ると，この構造要素は，テクスチャを構成する粒子に

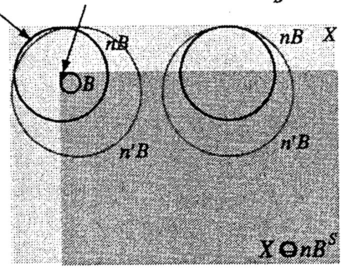

図1．(1)式の意味．$n' > n$とする．$(X \ominus nB^S) - (X \ominus nB^S)_B$に含まれる点を中心に配置された構造要素$nB$（左側）には，それより大きい$n'B$を$X$の内部に配置しても覆えない部分がある．それ以外の場所に配置されたnB（右側）は，Xの内部にある$n'B$で完全に覆うことができる．

† 広島大学総合科学部
‡ 九州工業大学情報工学部

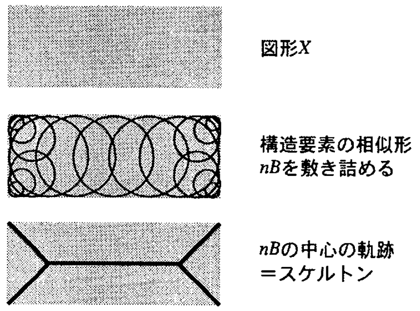

図2. スケルトン

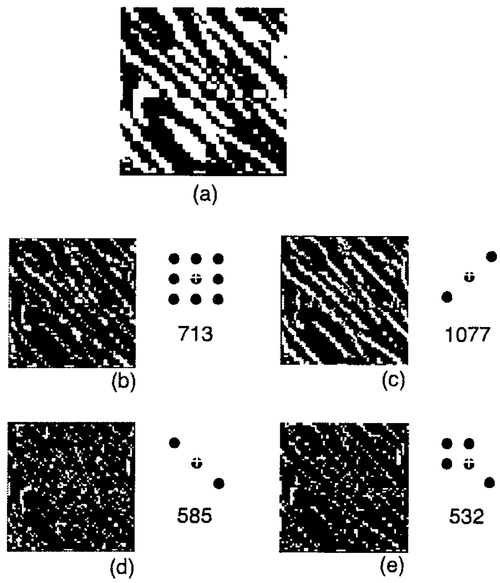

図3. スケルトンモデルによる要素形状の推定結果.

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る．ここで想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」ことだけであり，粒子のサイズの分布には何の仮定も不要である．

３．要素形状推定の実験

図3(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ある．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る．(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をよりよく推定していると言える．

４．テクスチャの省略によるデータ量の削減

図3(a)のような２値テクスチャを，スケルトン部分画像$S_n(X, B)$に分解し，サイズ０に相当するスケルトン部分画像S_0を省略することでデータ量を削減することを考える．S_0は，サイズ１以上のいずれの相似形も配置できない点の集合である．このとき，前節で導いた，要素形状を最適に推定している構造要素によって得られたスケルトンを用いると，テクスチャ中の粒子が構造要素およびその相似形の組み合わせで最大限表現される．したがって，S_0の白画素を省略したときの視覚的な影響は，他のどの構造要素を用いた場合に比べて少ないと考えられる．

図4(a)(b)は，図3(a)の画像をスケルトン部分画像に分解し，S_0の白画素をラスタスキャン順に１つとばしに省いて黒画素に置き換えてから再構成したものである．(a)は3×3画素の正方形の構造要素を用いた場合，(b)は図3(e)の構造要素を用いた場合である．スケルトン部分画像をランレングス符号化（MH符号化）したときのデータ量は，原画像を１としたとき(a)は0.845, (b)は0.838でほぼ同等であるが，(b)の方はとくに画像の左上あたりの微細形状をよく保存している．さらに，S_0をすべて省略してしまった場合が(c)(d)で，(c)は3×3画素の正方形の構造要素を，(d)は図3(e)の構造要素を用いた場合である．データ量は(c)は0.369, (d)は0.623であり，(c)のほうが大きく削減されているが，細部の形状をとどめていない．これに対し(d)は，S_0をすべて省略してしまったにもかかわらず，かなりテクスチャの細部をとどめている．

本研究は文部科学省科学研究費補助金（奨励研究(A) 12750337および若手研究(B)14750297）の援助を受けた．

参考文献

[1] A. Asano, T. Ohkubo, M. Muneyasu, and T. Hinamoto, *Proc. International Symposium on Mathematical Morphology VI,* 101-108 (2002).

[2] 小畑秀文，モルフォロジー，コロナ社．

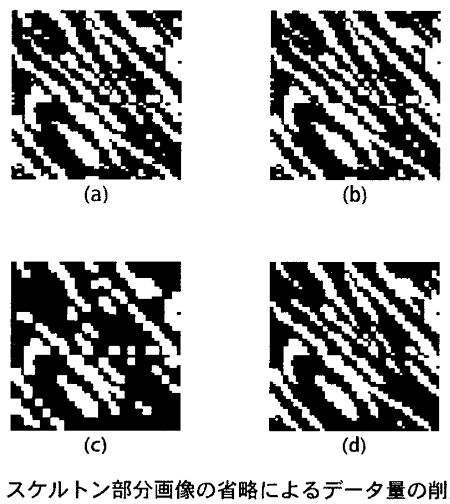

図4. スケルトン部分画像の省略によるデータ量の削減.