

規則的テクスチャ画像の構造解析[†]

三浦修一^{††} 松山隆司^{††} 長尾真^{††}

規則的な繰返しの構造をもつテクスチャ画像の繰返しの基本となるユニットパターンを、2次元フーリエ変換の手法を用いて決定する手法を開発した。実際のテクスチャ画像では、テクスチャ構造の複雑さ、雜音、歪などの存在によって、ユニットパターンを取り出すことはむずかしいが、テクスチャのもつ繰返し構造の知識を用いることによって、これを安定に取り出すことができた。次にこのユニットパターンのなかに存在する図形の対称性と対称の中心とを検出し、これが17種類の可能な繰返し構造のテクスチャのいずれに属するかを決定するアルゴリズムを明らかにした。

1. はじめに

テクスチャとは、要素が一定の規則に従って配列されてできる繰返しパターンであると考えられるが、人間がテクスチャを見て、どのようにしてその要素と配列規則を認識するかは興味深い問題である。テクスチャの解析法は、大別すると統計的方法と構造的方法に分けられる。統計的方法は、木目、砂地、芝生のようにその要素も規則も判然としないものを解析するのに有効である。構造的方法は要素と規則が明瞭な場合に行われ、構成要素の抽出とその配列規則の記述を目的とする。

構造的解析法としては、領域分割などにより要素を抽出した後、各要素間の配列規則を求めるというボトムアップ的方法がこれまでとられてきた^{1), 2)}。しかし、このような方法では、画像のシェーディング、コントラストの悪さなどのために領域分割がむずかしく、うまく要素が抽出できないことが多い。このため、こうした弱点を補うために複雑な処理が必要となる^{2), 3)}。これに対し、先に配列規則を求め、次に要素を抽出するというトップダウン的方法が近年とられるようになった^{4)~6)}。これは統計的解析手法をテクスチャの配列規則の検出のために利用しようとするもので、雜音や画質の悪さに強い。

Conners⁴⁾ や Zucker⁵⁾ は濃度同時生起行列を利用してテクスチャの周期性を抽出した。しかし、濃度同時生起行列による方法は計算量が膨大であり、しかも要素抽出の段階で反復格子の位置の決定という大きな問題を残している。一方、著者らは先に発表した論文

において、フーリエ変換を用いてテクスチャの構造解析を行う手法を述べたが⁶⁾、この手法では、要素とは塊状の濃度の一様な領域であり、テクスチャは一種類の要素から構成されているという仮定をおくことによって要素抽出を行った。したがって、階層的テクスチャや多要素テクスチャなどのように、構造の複雑なテクスチャに対し、この手法をどのように拡張するかが課題となっていた。

複雑な構造をもつ規則的なテクスチャを記述する方法として、テクスチャの対称性が考えられ、その理論的取扱い方は別の論文「トーラス状の位相空間を用いた規則的テクスチャ構造の理論的解析」⁷⁾に示した。本論文では、先に発表したフーリエ変換を用いてトップダウン的に構造解析を行う方法を拡張し、構造の複雑な規則的テクスチャを扱えるようにするとともに、上記論文の理論によってテクスチャの対称性を検出することにより反復格子の位置を決定し、ユニークに構造記述を得る実際的手法を開発した。

2. テクスチャの配列規則の抽出

2.1 配列規則の抽出

原画像をフーリエ変換して得たスペクトル空間では、原画像の周期性に対応する基本周期成分とその高調波にエネルギーが集中する。したがって、スペクトル強度 $P(\vec{p}_1)$, $P(\vec{p}_2)$ およびその高調波成分 $P(m\vec{p}_1 + n\vec{p}_2)$ の強さを調べれば、原画像の配列規則を規定する二つのベクトル \vec{p}_1, \vec{p}_2 が決定できる⁶⁾。しかし、構造の複雑なテクスチャの場合、ユニットセル内部の複雑な構造のため、パワースペクトル空間においては高調波が非常に強くなり、 \vec{p}_1, \vec{p}_2 の決定がむずかしくなる。そこでまず \vec{p}_1, \vec{p}_2 の候補を複数選択し、以下に示す正規化を行い、濃度同時生起行列を使うことにより、 \vec{p}_1, \vec{p}_2 を決定する。

[†] Structural Analysis of Regularly Arranged Texture Images by SYU-ICHI MIURA, TAKASHI MATSUYAMA and MAKOTO NAGAO (Department of Electrical Engineering, Kyoto University).

^{††} 京都大学工学部電気工学第二学科

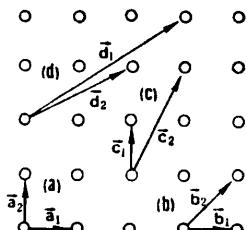


図 1 ベクトル対の任意性
Fig. 1 Option of the vector pairs.

一つの格子点配列を与えるベクトル対の選び方には任意性があり、無数に多くのベクトル対のとり方がある。たとえば、図 1 のベクトル対はすべて同じ格子点配列を与えていた。構造の複雑なテクスチャを 2 次元フーリエ変換によって解析すると、高調波が非常に強いため、図 1 の(c), (d)のような直観的に理解しにくい細長いユニットセルを形成するようなベクトル対が選ばれる場合が生じる。ここでは、ベクトル対のなす角ができるだけ 90° に近い(a)のようなベクトル対が望ましいから、このようなベクトル対を求めることを考える必要がある。

二つのベクトル対 \vec{a}_1, \vec{a}_2 と \vec{b}_1, \vec{b}_2 が同じ格子点配列を与えるとき、 m_{ij} を整数として、

$$\begin{cases} \vec{a}_1 = m_{11}\vec{b}_1 + m_{12}\vec{b}_2 \\ \vec{a}_2 = m_{21}\vec{b}_1 + m_{22}\vec{b}_2 \end{cases} \quad (2.1)$$

とおくと、 $\vec{a}_1 \times \vec{a}_2$ と $\vec{b}_1 \times \vec{b}_2$ の面積が等しいので、

$$|m_{11}m_{22} - m_{12}m_{21}| = 1 \quad (2.2)$$

という条件を得る。したがって、得られたベクトル対 \vec{b}_1, \vec{b}_2 から、(2.2)式を満足するような $m_{11}, m_{12}, m_{21}, m_{22}$ によって最適なベクトル対 \vec{a}_1, \vec{a}_2 を求めればよい。

以上の議論は原画像上で行ったが、パワースペクトル空間においても同じことがいえる。パワースペクトル空間におけるベクトル対 \vec{p}_1, \vec{p}_2 と \vec{q}_1, \vec{q}_2 は、原画像上で同じ格子点配列を記述するベクトル対 \vec{a}_1, \vec{a}_2 と \vec{b}_1, \vec{b}_2 に対応する。また、 \vec{p}_1, \vec{p}_2 のなす角 θ_p と \vec{a}_1, \vec{a}_2 のなす角 θ_a の間には $\theta_p = \theta_a$ の関係があるので、パワースペクトル空間で θ_p が最も 90° に近いベクトル対 \vec{p}_1, \vec{p}_2 を求めれば、それに対応するベクトル対 \vec{a}_1, \vec{a}_2 のなす角 θ_a も最も 90° に近い。このようなベクトル対 \vec{p}_1, \vec{p}_2 を規則的テクスチャ画像の基本ベクトルと呼ぼう。

基本ベクトルの決定は次のように行った。

(1) ベクトル対 \vec{q}_1, \vec{q}_2 に対し、 $\vec{p} = m_1\vec{q}_1 + m_2\vec{q}_2$ を $|\vec{q}| \leq \max(|\vec{q}_1|, |\vec{q}_2|)$ の範囲で求め、 m_1, m_2 を記憶しておく。

(2) \vec{p} を $|\vec{p}|$ の小さい順にソートし、 $|\vec{p}|$ の最小のものを正規化されたベクトル対とする。これを $\vec{p}_1 = m_{11}\vec{q}_1 + m_{12}\vec{q}_2$ とする。

(3) 残ったベクトルのなかで、 $\vec{p}_1 = m_{11}\vec{q}_1 + m_{12}\vec{q}_2$ と (2.2) 式を満たす絶対値最小のベクトル $\vec{p}_2 = m_{21}\vec{q}_1 + m_{22}\vec{q}_2$ を求める。これによって、 \vec{q}_1, \vec{q}_2 から絶対値最小のベクトル対 \vec{p}_1, \vec{p}_2 が求められる。このような絶対値最小のベクトル対 \vec{p}_1, \vec{p}_2 が、一つの格子点配列を与えるベクトル対の中で最も 90° に近いことがわかる。

以上のようにして正規化を行うと、ほとんどのベクトル対候補が実は同じ格子点配列を与えるものであることがわかった。そこで正規化されたベクトル対候補の間でマッチングを行い、同じベクトル対があれば除外する。

正規化されたベクトル対の間のマッチングにおいては、次の 2 点を配慮した。

(1) パワースペクトル空間において、 x, y 方向にそれぞれ 1 画素 (1 周波数) のずれは許す。

(2) 図 2 に示す三つのベクトル $\vec{a}, \vec{b}, \vec{c}$ は二等辺三角形を形成する。この場合、ベクトル対 \vec{a}, \vec{b} と \vec{a}, \vec{c} はどちらも最適なベクトル対といえるので、正規化の段階であいまいさを残している。そこで、マッチングの段階で \vec{a}, \vec{b} と \vec{a}, \vec{c} は同じベクトル対であると認識しなければならない。このため、ベクトル対 \vec{a}, \vec{b} から \vec{c} を生成し (\vec{a} と \vec{b} のなす角が鋭角なら $\vec{c} = \vec{a} - \vec{b}$ 、鈍角なら $\vec{c} = \vec{a} + \vec{b}$)、この三つのベクトルのうち二つがすでに登録されたベクトル対とマッチすれば、ベクトル対 \vec{a}, \vec{b} を除外するということにした。

以上の処理により、重複しない配列規則を与えるベクトル対 \vec{a}_1, \vec{a}_2 の候補が求められた。この時点で複数の候補がある場合は、濃度同時生起行列を用いて評価を行い、 \vec{a}_1, \vec{a}_2 を決定する。次に後の対称性検出のため、ユニットセルの形状判定を行い、必要ならばベクトル対の修正を行う。

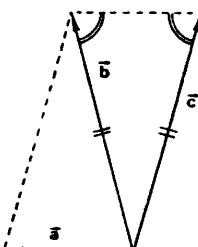


図 2 正規化におけるあいまい性
Fig. 2 Option in the case of normalization.

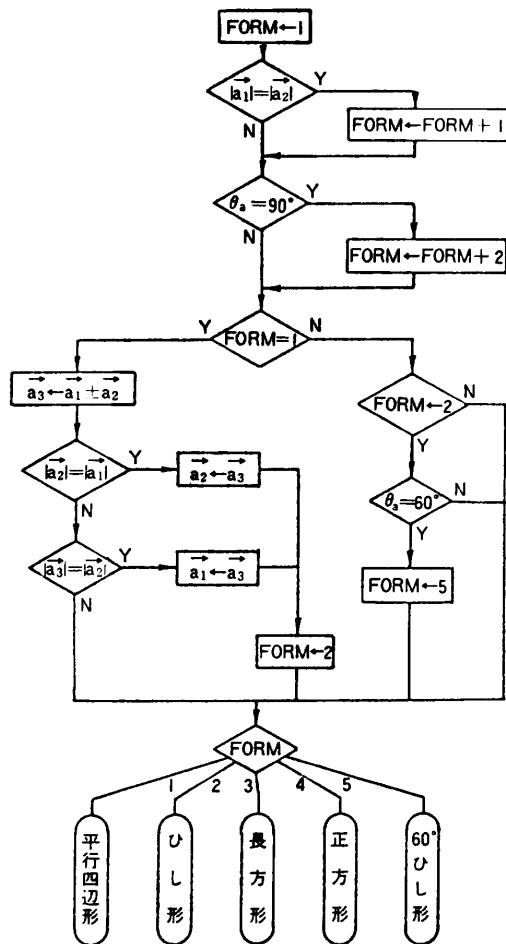


図 3 ユニットセルの形状判定
Fig. 3 Shape recognition flow of a unit cell.

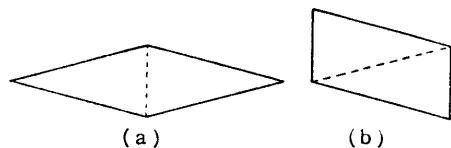


図 4 ひし形と正規化された四辺形
Fig. 4 Lozenge and its equivalent parallelogram.

ユニットセルの形状判定は、 d_1, d_2 の絶対値 $|d_1|, |d_2|$ と、二つのベクトルのなす角 θ_a を用いて図 3 の流れ図に従って行う。

図 4 (a) に示すような細長いひし形の場合は、ベクトル対の正規化により、図 4 (b) のような四辺形のユニットセルとなる。しかし対称性検出においては、ひし形という形状が意味をもつため、図 4 (b) の四辺形から (a) のひし形を復元させなければならない。そこで、 d_1, d_2 の和または差から d_3 を求め、 $|d_1|=|d_3|$ ならベクトル対を d_1, d_3 とし、 $|d_2|=|d_3|$ なら d_2, d_3 とした。

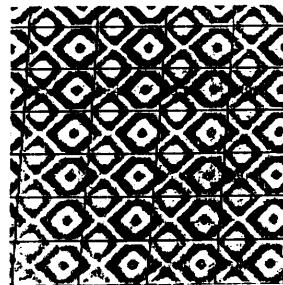


図 5 配列規則により得られた格子
Fig. 5 Lattice obtained from the arrangement rule.

図 5 に、得られた配列規則による格子の例を示す。

3. ユニットセルの切出しとその領域分割

3.1 ユニットセルの切出し

配列規則の記述の段階で得られたベクトル対 d_1, d_2 を用いてテクスチャ画像からユニットセルを切り出すが、ユニットセルの信頼性を高めるため、ユニットセルの平均化を行う。この処理は、平行移動ベクトル d_1, d_2 により画像上に格子点を置き、各格子点を中心とするユニットセルを切り出し、中心点を重ねてたし合わせることにより行う。しかしそのすべてのユニットセルをたし合わせると、求めた平均画像がぼけてしまい、後の領域分割が不可能となるので、ある程度似た領域を選んでたし合わせるようにした。

たし合わせるユニットセルを選択するには、まず各ユニットセル間の類似性（距離）を求め、 i, j 成分が 1 ユニットセル i と j の間の距離であるような距離テーブルをつくる。二つのユニットセルの間の距離としては、対応する 2 点間の濃度の差を累積したものを使う。次にしきい値を決め、距離のテーブルの各行ごとに、しきい値以下の値をもつ要素がいくつ存在するかを調べる。この数が最も多い行に対応するユニットセル U_{\max} が、テクスチャのなかで最も代表的なユニットセルだということができる。そこで、 U_{\max} と、 U_{\max} との間の距離がしきい値以下のユニットセルをたし合わせることにより平均像を得る。しきい値としては、距離のテーブルの各要素の平均値を D_{ave} として、実験的に $D_{ave} \times 0.8$ を採用した。

3.2 ユニットセルの領域分割

前節で求めたユニットセルの平均像を領域分割する。ユニットセルの平均像は、平均化により少しづけていている。したがって、ユニットセルの領域分割には、画像のぼけに対して強力なアルゴリズムでなければな

らない。ここでは、まず小さな幅のしきい値で同一濃度とみなせる領域に領域分割し、似た濃度をもつ領域を併合していく過程で最適な分割を見つける領域成長法による領域分割を行い、次に領域成長法において残されたゴミ領域を取り除く操作を行うという方法をとった。

[1] 領域成長法による領域分割

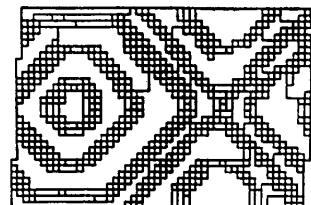
領域成長法による領域分割は、後に述べる評価量を使って、次のステップにより行った。

- (1) 小さな幅のしきい値により、同一濃度とみなせる領域に領域分割する。
- (2) ユニットセル全体が一つの領域となるまで領域の併合を繰り返す。このとき、併合の各段階において、その段階での分割のよさの評価量を計算しておく。
- (3) もう一度画像に対し(1)の操作を行い、(2)で求めた最適な回数だけ併合を行う。

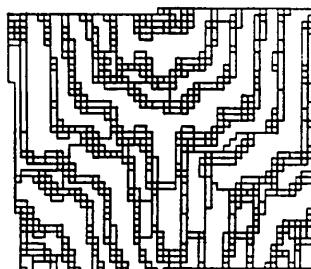
(1)の初期領域分割には、隣り合った画素間の濃度差がしきい値（この場合4）以下ならば、同じ領域とする方法をとった。図6に例を示す。(2)の各段階における分割のよさの評価には、原画像のエッジと、その段階の分割によるエッジとの間のマッチの度合を使った。原画像のエッジは、原画像を微分し、適当なしきい値で2値化することにより得た。分割によるエッジはラベル画像を微分し、その値が1以上のところをエッジとすればよい。原画像のエッジの画素数を n_i 、ラベル画像のエッジの画素数を n_l 、両者の共通のエッジの画素数を n_c とし、分割のよさの評価量 E_D を次式で与えた。

$$E_D = \frac{n_c}{n_i} + \frac{n_c}{n_l} \quad (3.1)$$

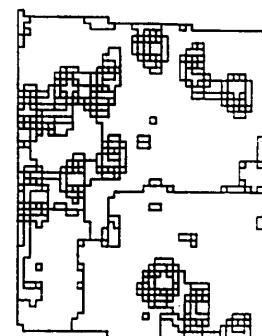
n_i は一定であり、 n_l は併合が進むにつれて減少する。併合の初期の段階ではラベル画像は多くの微小領域からなっており、 n_l は非常に大きく、原画像のエッジはすべてラベル画像のエッジに含まれると考えられるので、 $n_i \approx n_c$ 、 $n_l \gg n_c$ の関係が成り立つ。併合を繰り返していくと、 n_l は徐々に減少していくが、 $n_c \approx n_l$ の関係は保たれるため、右辺第1項はほぼ1、第2項が増加するので E_D の値は増加する。さらに併合が進むと、 $n_l < n_i$ となり、共通部分の n_c も同時に減少はじめる。したがって、右辺第1項は減少し、第2項は $n_i \approx n_c$ となるためほぼ1となる。その結果 E_D は逆に減少をはじめる。このように E_D は併合のある段階で最大値をとるので、その段階を最適な分割であるとした。



(a) 画像 143

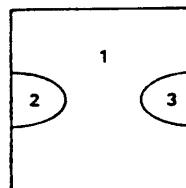


(b) 画像 58

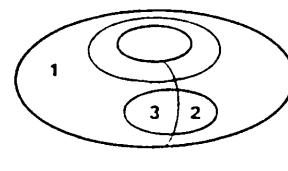


(c) 画像 358

図6 初期領域分割
Fig. 6 Initial region segmentation.



(a)



(b)

図7 部分領域と一つの領域
Fig. 7 Separated regions and a merged region on the torus.

領域併合を行う過程においては、ユニットセルは対応するエッジ間で連続であることを考慮しなければならない。図7(a)の領域2と3は、別の論文⁷⁾に示したように、トーラス空間では、図7(b)のように一つの領域であるとすると、これらの領域はユニットセルを適当な位置に置いたために、見かけ上分割されたものである。このようなユニットセル領域の見かけ上の領域を部分領域と呼ぶことにする。領域併合の過程は

この部分領域を単位として行う。

併合はトーラス空間の連続性を考慮しながら次のように行う。

(1) 各部分領域において隣接する部分領域間の平均濃度の差を計算し、その最小値 G_{\min} を求める。

(2) 平均濃度の差 G_{\min} をもつ隣接部分領域を併合する。

以上の操作により得られた結果を図 8 に示す。

[2] ゴミ領域の処理

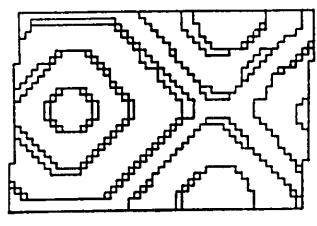
大領域のエッジに残ったゴミ領域を取り除く。ここでは、ゴミ領域を次のように定義した。

(1) 面積が 8 画素以下の微小領域

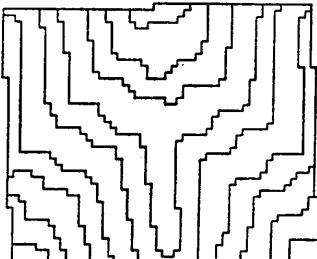
(2) 面積が 70 画素以下で、次の条件を満たす細長い領域

(4 連結の意味で距離 1 の画素数)/面積 > 0.88

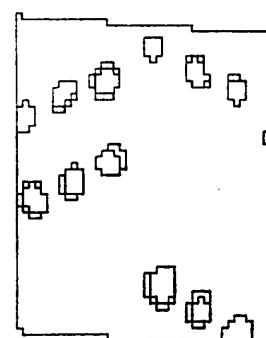
このようなゴミ領域がなくなるまで、以下の処理を



(a) 画像 143



(b) 画像 58



(c) 画像 358

図 8 図 6 の画像に対する領域成長法の結果
Fig. 8 Results of region growing from Fig. 6.

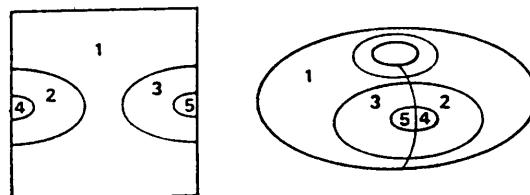
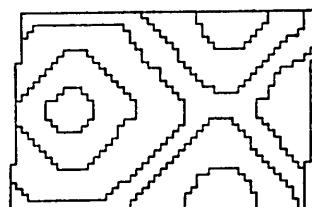
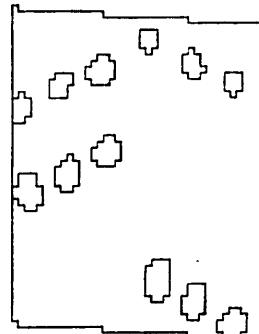


図 9 ゴミ領域の併合
Fig. 9 Merging of noise regions.



(a) 画像 143



(b) 画像 358

図 10 図 8 の画像に対するゴミ領域除去の結果
Fig. 10 Results of the deletion of noise regions from Fig. 8.

繰り返す。

(1) ゴミ領域 i に対し、そのまわりの領域との間の平均濃度の差を計算し、その最小値 G_{\min} を与える領域 j を求める。

(2) ゴミ領域 i と j を併合する。

上記の処理は、ゴミ領域がユニットセルのエッジにかかっているときには多少複雑になる。図 9においては、微小領域 4, 5 を領域 2, 3 と併合する場合、部分領域 2 と 4 を併合するとともに、3 と 5 も併合しなければならない。

以上の操作により領域分割の過程を完了する。最後に、得られた各領域の平均濃度を、平均化されたユニットセル画像から求め直す。領域分割の最終結果を図 10 に示す。

4. 対称性の検出と構造記述

規則性テクスチャ画像の対称性とその検出法につ

いては別の論文⁷⁾に詳しく述べた。ここでは実際に得られたテクスチャ画像のユニットセルの対称性検出の手法について述べる。

4.1 対称性検出のための準備

(1) 領域のグループ化

対称性検出においては、対称性により対応する領域の間でのマッチングをとらなければならない。図11の場合、斜線を引いた六つの領域のすべてでマッチングがとれるためには、六つの領域の特徴量が同じでなければならない。ところが、領域分割の過程では領域間の特徴量をそろえるという操作は行っていないので、ここでそれを行う。

領域の特徴量としては、たとえば、孤立領域の場合、面積、周囲長、重心、平均濃度、モーメント、主軸の方向などが考えられるが、図12に示すように、領域分割のミスにより二つの領域がつながったとき、上記の特徴量のうち、平均濃度以外の特徴量は大幅にその量が変わってしまう。したがって、領域分割ミスの存在を考えた場合、領域の特徴量として使えるのは平均濃度だけである。そこで、平均濃度により領域をグループ化する操作を行った。

(2) 孤立領域の重心点と帶領域の主軸の計算

対称性存在可能範囲の選択において、孤立領域の重心点と帶領域の主軸を使用するのでこれを求める。このためには、隣接行列を用いて図13に示すように、部分領域を結合し、ユニットセル領域で分割されていた領域を復元すればよい。この操作は次のように行う。

- 各領域Kについて、面積最大の部分領域 k_{\max}

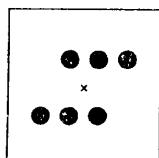


図11 領域間の対応が必要なユニットセル
Fig. 11 A unit cell which requires the check of the region correspondence.

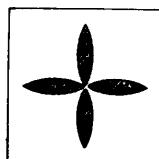
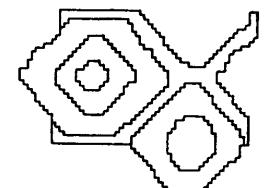
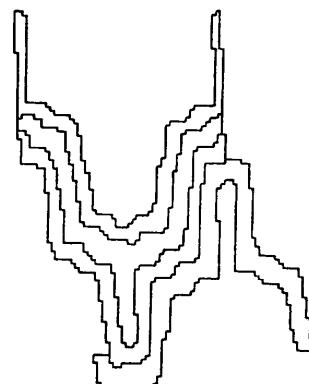


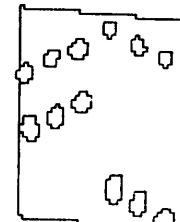
図12 領域分割ミスのあるユニットセル
Fig. 12 A unit cell which has a bad region segmentation.



(a) 画像 143



(b) 画像 58



(c) 画像 358

図13 領域を接続したユニットセル
Fig. 13 Unit cell after the connection of regions.

表1 シフトベクトルの求め方
Table 1 A method of obtaining shift vectors.

接続関係	\vec{a}_{s_i} の求め方
$A(i, k)=1$	$\vec{a}_{s_i}=\vec{a}_i + \vec{a}_{s_k}$
$A(i, k)=2$	$\vec{a}_{s_i}=\vec{a}_i + \vec{a}_{s_k}$
$A(k, i)=1$	$\vec{a}_{s_i}=-\vec{a}_i + \vec{a}_{s_k}$
$A(k, i)=2$	$\vec{a}_{s_i}=-\vec{a}_i + \vec{a}_{s_k}$

を求め、 k_{\max} にフラッグ 1 をたてる。 k_{\max} は動かさないものとし、移動ベクトル $\vec{a}_{s_{k_{\max}}} = \vec{0}$ を与える。

2) フラッグ 1 である部分領域 k に対し、その接続関係を調べ、 k と接続しており、フラッグが 1 でない部分領域 i について移動ベクトル \vec{a}_{s_i} を求め、部分領域 i のフラッグを 1 にする。 \vec{a}_{s_i} の求め方を表1に示す。Aの成分が3のときは、 \vec{a}_1, \vec{a}_2 のどちらのベクトルを選んでもよい(Aは部分領域内の接続関係を示す。詳しくは文献7)参照)。

テーブル項目	
1	領域のタイプ
2	面積
3	BX
4	BY
5	EX
6	EY
7	GX
8	GY
9	平均濃度値
10	グループ番号

図 14 領域の特徴テーブル
Fig. 14 Features of a region.

3) すべての部分領域のフラグが 1 であれば、移動ベクトルに従って各部分領域を移動させる。そうではないときは 2) へ戻る。

領域の復元が完了すると、各領域について特徴量を計算し、図 14 に示す領域の特徴テーブルに記入する。このように特徴テーブルは、部分領域のテーブルと領域のテーブルの 2 種類を用意している。得られた重心 (GX, GY) は、孤立領域においてはそのまま重心の意味をもち、帯領域の場合は主軸を通る 1 点という意味をもつ。主軸の方向は前章により求められているので、これによって主軸を定義することができる。背景領域においては、重心は意味をもたない。

4.2 対称性存在可能範囲の選択

ここでは、前節で求めた領域の特徴を利用して対称性の存在可能な範囲を選択する。処理は個々の孤立領域、複数の孤立領域、個々の帯領域に分けて行い、それぞれの処理で求めた範囲の論理和をとって範囲を決定する。

(1) 個々の孤立領域による対称性存在可能範囲の選択

孤立領域それ自体が対称性をもつとき、その領域の対称性はその重心にあると考えてよい。この孤立領域の対称性がそのままトーラス空間の対称性に反映しているときには、対称性の検出はこの重心の位置を調べれば十分である。そこで、それぞれの孤立領域について、重心点の近傍を対称性存在可能範囲として登録する。対称性検出は 0.5 画素単位に行うので、2 倍拡大の画像 C を用意し、画像 C 上に座標を変換し、対称性存在可能範囲に 1 を代入する。ディジタル誤差を考えて、ここでは重心点のまわり、 x, y 方向にそれぞ

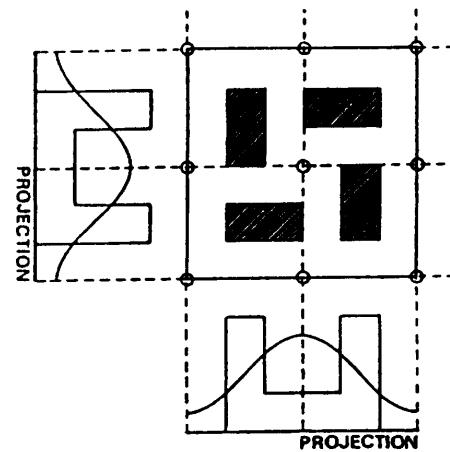


図 15 プロジェクション波形の正弦波近似
Fig. 15 Sine wave approximation of projection curves

れ ±1.5 画素（画素 C 上で 3×3 ）を範囲とした。

(2) 複数の孤立領域による対称性存在可能範囲の選択

図 11 は、上記の孤立領域の重心点では存在可能範囲をしづらることができない例である。これは対称性の中心が背景領域に存在するためで、複数の孤立領域の関係から存在可能範囲をしづらなければならない。この場合、ユニットセルの位置に依存せず、また図 12 のように領域分割ミスに対しても強い方法が必要である。そこで次の方法をとった。

1) 図 15 に示すように、同一グループに属する孤立領域に対して、その a_1, a_2 方向のプロジェクション波形をとる。

2) プロジェクション波形をフーリエ変換し、最低次数の正弦波を求め、そのピーク点を得る。

3) 求めたピーク点から、プロジェクションをとった方向に線を引き、その交点の近傍を存在可能範囲とする。

プロジェクションもフーリエ変換も積分操作なので雑音に対して強い。また 2) の処理は、プロジェクション波形の正弦波近似ということができるが、正弦波は周期関数なので結果はユニットセルの位置によらず、17 種の対称性のすべてについて用いられることがわかった。

(3) 個々の帯領域による対称性存在可能範囲の選択

帯領域の存在するユニットセルでは、別の論文⁷⁾で述べたように、解析に利用できない背景領域は存在しないので、複数の帯領域の関係を調べる必要はなく、

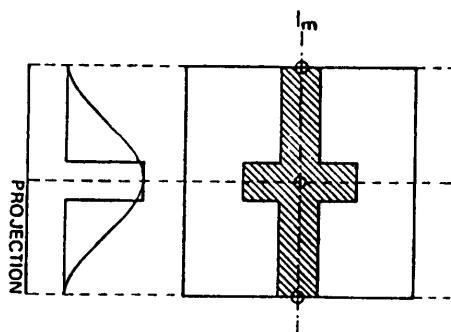


図 16 帯領域から範囲をしづける方法
Fig. 16 A method of narrowing the region from a band region.

個々の帯領域について調べれば十分である。

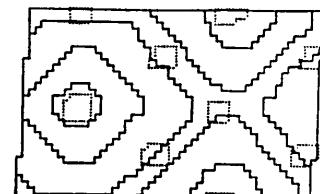
帯領域自体に対称性がある場合、対称性は前節で求めた主軸上に存在することができる。また、帯領域のたて方向に関しては、複数の孤立領域の際に用いたプロジェクション波形の正弦波近似を用いることができる。よって図 16 に示すように、主軸とたて方向のプロジェクション波形の正弦波近似から対称性存在可能範囲をしづくことができる。

以上の(1), (2), (3)によって対称性存在可能範囲をしづくことができた。図 17 に実験結果を示す。

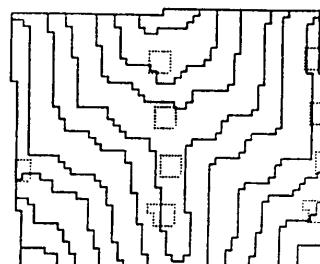
4.3 対称性の検出

規則性テクスチャは 17 種類の対称性の型しかなく、それらは 6 種類のプリミティブな対称性の組合せにより構成されること、またその存在位置はそれぞれの対称性に対して一意に決まっており、対称性相互の位置関係もユニークであるので、一つの対称性が検出されれば他の対称性の存在可能範囲がほぼ限定されること、また、ユニットセルの形状、帯領域の存在と種類により対称性の存在を制限できること等について別論文⁷⁾で詳しく述べた。

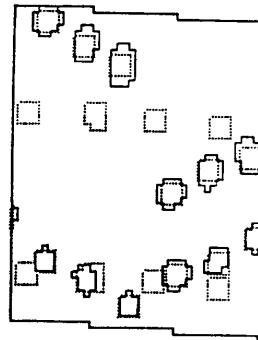
これら各対称性の検出は、領域分割されたユニットセルの各領域に、その領域の平均濃度値を与えた画像 G をつくり、この画像 G に対して行う。これは 4.1 節で述べたように、領域分割ミスの存在を仮定しているため、使用できる特徴が平均濃度だけだからである。それぞれ図 18 に示す対称性検出オペレータを用いて対応する 2 点間の平均濃度の差 (R3, R4 の場合は対応する 3 ないし 4 点の平均濃度の平均値とその点の値との差) をその点に与えたミスマッチ画像 M をつくり、画像 M を調べることにより対称性の存在を認識する。その例を図 19 に示す。すなわち、各対称性検出ルーチンは、画像 M をつくって認識ルーチンにわた



(a) 画像 143



(b) 画像 58



(c) 画像 358

図 17 選ばれた対称性存在可能範囲
Fig. 17 Possible areas of symmetry center.

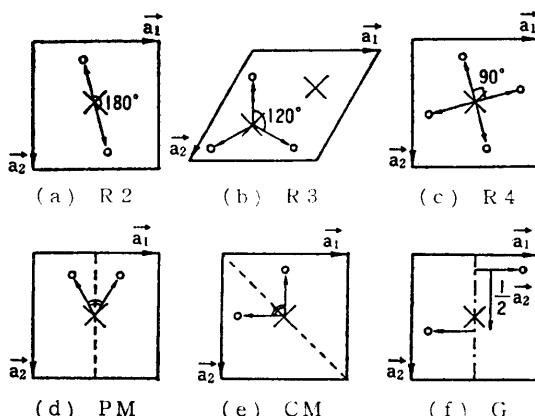


図 18 対称性検出オペレータ
Fig. 18 Operators to detect symmetry.

し、認識ルーチンは画像 M を解析して対称性のあるなしをかえす。これを図 20 に示す。認識ルーチンでは、画像 M が図 19(a)のようにうす皮のような領域

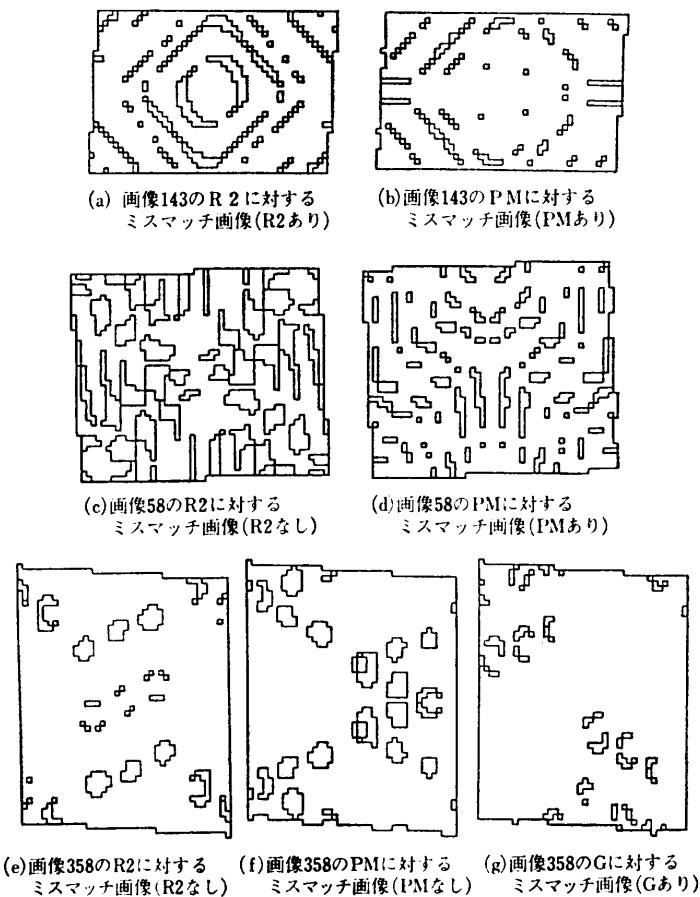


図 19 ミスマッチ画像
Fig. 19 Mismatch image.

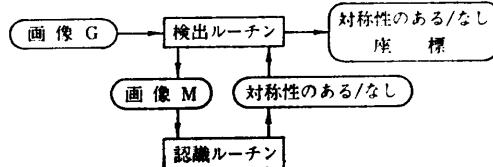


図 20 対称性検出ルーチンの処理の流れ
Fig. 20 Processing flow of the detection routine of symmetry.

ばかりであれば対称性があるとし、図 19(c)のように塊状の領域があれば対称性はないと判断する。これによって、領域分割による形の劣化および領域の切断、結合に対して対処することができ、しかも図 10(a)のようなユニットセルに対してもうまく認識ができる。

以上の基本的な考え方に基づき、実際の認識ルーチンは次のように処理を行う。

- 1) 画像 M の各領域に対し、8隣接縮退を1回行う。これにより、うす皮領域は消滅する。

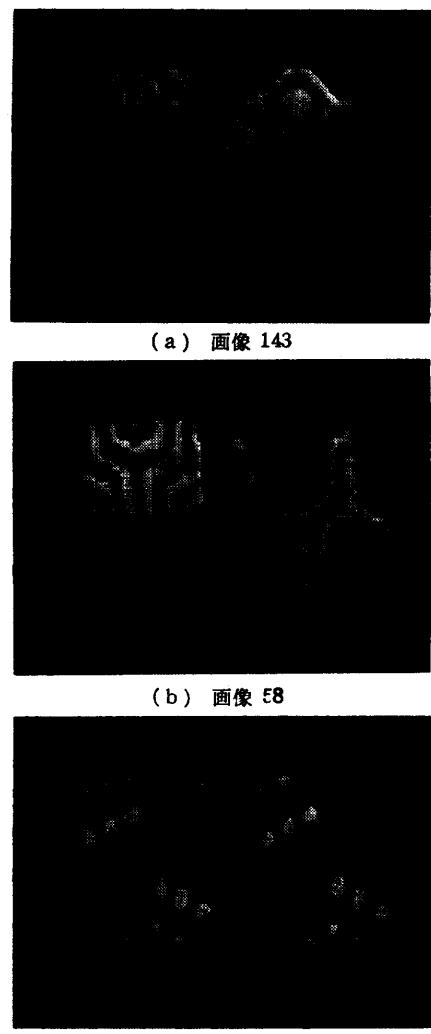


図 21 ユニットセルの領域結合画像
Fig. 21 Unit cell and the image with the region connection.

2) 残った塊状領域の数を数える。

- もし、塊状領域数がゼロなら、「対称性あり」として終わる。
- 塊状領域数が0より大きいとき、塊状領域のもつ値（対応点間の平均濃度の差）の絶対値がしきい値 n_0 以上である塊状領域がしきい値 n より多いとき、「対称性なし」として終わる。
- 上記 a, b 以外のときは「判断できない」として、ミスマッチ部解析ルーチンを呼び、さらに深い解析を行い、ある、なしを判断することを行った。ミスマッチ部解析ルーチンは、領域分割ミスがある場合にも対称性を検出し、また、対称性を検出することによって、領域分割ミスを回復するためのものであるが、

紙面の都合上その詳細は省略する。

4.4 ユニットセルの位置決め

テクスチャからユニットセルを切り出すとき、ユニットセルをどの位置で切り出すかは任意であり、その任意性を保つためユニットセルのトーラス空間への写像を考えたが、対称性が検出されると、検出された対称性によりユニットセルの位置をユニークに決定できる。対称性の存在する点は一種の特異点であり、ユニットセルの角も一種の特異点といえるので、ユニットセルの角に対称性のある点がくるようにすればよい。この詳細は別の論文⁷⁾に明らかにされている。その方法に従って、ユニットセルの位置がユニークに決められたが、得られた画像は平均濃度画像 G である。そこで、この画像 G に対してもう一度領域分割をし、領域のタイプ分けをしてやれば、各領域に対する記述を得ることができる。図 21 に再領域分割して得られたユニットセルと領域結合画像を示す。

本手法を用いて 24 種類の異なったテクスチャパターンの処理認識を行った。コントラストが非常に悪い画像に対しては領域分割に誤りを生じたが、以上に述べた対称性検出の手法によってうまく対称性が検出でき、ユニークな構造記述が得られた。その例を図 22 に示す。また、ユニットセルによって分割された上下左右のつながりを回復した画像を図 23 に示す。

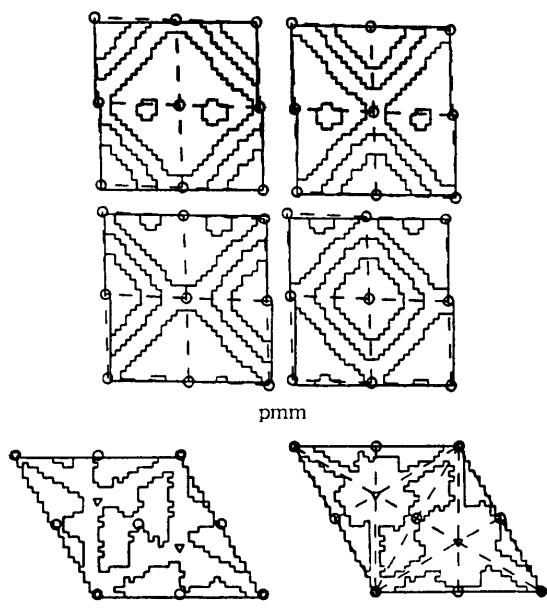


図 22 ユニークに決められたユニットセルと対称性の型

Fig. 22 Unique unit cell and the type of the symmetry.

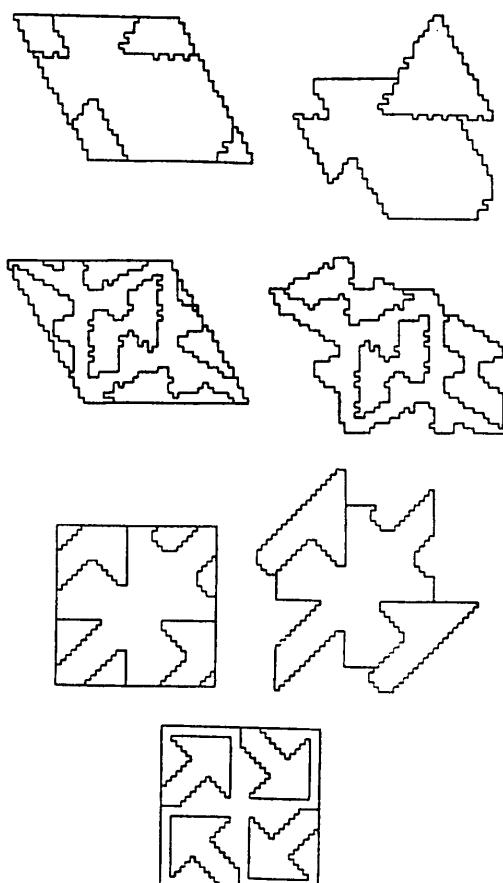


図 23 ユニットセルと領域接続画像
Fig. 23 Unit cell and the image with the region connection.

5. おわりに

規則性をもつテクスチャ画像を具体的に解析し、その構造を明確化する方法について述べた。雑音成分に対して影響を受けずに正しく解析を行うためには、規則性テクスチャのもつべき性質を十分に利用した解析を行うことが必要であることがわかった。その結果、コントラストの悪い、少し歪んだテクスチャ画像でも十分に正しく解析することができた。今後に残された課題や応用は次のようなものである。

(1) 人間の感覚を取り入れたユニットセルの位置決め

本手法では、対称性によりユニットセルの位置決めを行ったが、人間にとて自然であるという立場からユニットセルの位置をさらにユニークに決定できるはずである。最適なユニットセルとしては、ユニットセルの中心に孤立領域が位置している、部分領域数が最小であるなどが考えられるが、複数の孤立領域の配列

が模様として意味をもつときどう扱うかという問題がある。

(2) 色対称の問題

2次元に存在する対称性の型は17種類に限られるが、その拡張として、色による対称性を組み合わせた色対称がある⁷⁾。色対称を解析するためには本手法のように領域の平均濃度値を使った方法ではなく、エッジを使うか、領域分割を理想的であると仮定して各領域の特徴量間のマッチングをとる方法を使わなければならないと思われる。

(3) テクスチャ画像のデータベースへの応用

画像データベースにおいては、画像の特徴というものがどのようなものか、そしてそれをどうやって抽出するかが問題となる。本手法で検出した対称性は、人間の目にも明らかであるので、テクスチャ画像のデータベースのキーとして使用できる。また、得られた対称性によりユニットセルの位置をユニークに決定できたので、データのあいまい性をなくし、ユニークな記述が可能である。また、本手法により、テクスチャは配列規則を与えるベクトル対 \vec{a}_1, \vec{a}_2 とユニットセルによって記述されるので、データ圧縮の意味でも非常に効率がよいと思われる。

参考文献

- 1) 富田、白井、辻：構造解析によるテクスチャの分類、信学論、Vol. J 61-D, No. 7, pp. 457-464 (1978).
- 2) Matsuyama, T., Saburi, K. and Nagao, M : A Structural Description of Regularly Arranged Textures, Proc. 5th ICPR, pp. 1115-1118(1980).
- 3) 富田：一般的テクスチャの適応的解析、コンピュータビジョン、Vol. 8, No. 4, pp. 1-8 (1980).
- 4) Conners, R. W. : Towards a Set of Statistical Features Which Measure Visually Perceivable Qualities of Textures, PRIP, pp. 382-390 (1979).
- 5) Zucker, S. W. : Finding Structure in Co-occurrence Matrices for Texture Analysis, Comput. Gr. Image Process., Vol. 12, pp. 286-308 (1980).
- 6) 松山、三浦、長尾：フーリエ変換を用いたテクスチャの構造解析、情報処理学会論文誌、Vol. 23, No. 2, pp. 142-149 (1982).
- 7) 三浦、松山、長尾：トーラス状の位相空間を用いた規則的テクスチャ構造の理論的解析、情報処理学会論文誌、Vol. 25, No. 3, pp. 465-476 (1984).

(昭和58年8月25日受付)
(昭和58年11月15日採録)