

卒業論文

複数テクスチャ混在画像の領域分割
に関する研究

東北大学工学部通信工学科4年

狩野 芳正

目次

第1章 序論	1
1.1 はじめに	1
1.2 テクスチャ	1
1.3 研究の目的	2
1.4 本論文の構成	2
第2章 テクスチャの特徴量	3
2.1 はじめに	3
2.2 同時生起行列	3
2.3 差分統計量	4
第3章 テクスチャの領域分割法の提案	6
3.1 はじめに	6
3.2 小領域単位での領域分割	6
3.2.1 小領域	6
3.2.2 クラスタリング	8
3.2.3 境界領域	9
3.2.4 小領域の分割	9
3.3 ピクセル単位での領域分割	9
3.3.1 ピクセルを分類する評価関数	10
第4章 実験	11
4.1 実験目的	11
4.2 実験条件	11
4.3 実験	12
4.3.1 実験1. 差分統計量の変位 (r, θ) の検討	12
4.3.2 実験2. 小領域単位での領域分割の終了条件の検討	15

4.3.3	実験 3. 同時生起行列に用いる変位 (r, θ) の検討	16
第 5 章	結論	20
5.1	結論	20
5.2	今後の課題	20
	謝辞	22
	参考文献	23

目次

1.1	複数テクスチャ混在画像の一例	2
2.1	変位 (r, θ)	5
2.2	同時生起行列の一例	5
3.1	提案手法の流れ図	7
3.2	小領域単位の領域分割の流れ図	7
3.3	小領域の定義	8
3.4	K-means 法の流れ図	8
3.5	小領域の縮小法	10
4.1	Brodatz のテクスチャ	12
4.2	テクスチャをはめ込む前の白黒画像	12
4.3	差分統計量の変位 (r, θ) に関する結果	13
4.4	変位 $r = \{1, 2, 3\}$, θ が 45° おきの結果例	14
4.5	差分統計量の変位 r の重みを変化させたときの平均認識率	14
4.6	終了条件である小領域の大きさに関する結果	15
4.7	終了条件である小領域の大きさが小さくなるほど認識率が下がる 結果 (左:入力画像, 左2番目から順に終了条件の小領域の大きさが $16 \times 16, 8 \times 8, 4 \times 4, 2 \times 2$ の結果)	16
4.8	同時生起行列の変位 r に関する結果	17
4.9	変位 $r = \{1, 2, 3\}$, θ は 45° おきの結果例 (上:入力画像, 下:出力画像)	18
4.10	小領域単位の領域分割でテクスチャの境界とそれ以外に領域分割さ れた画像 (上から順に入力画像, 実験2の 8×8 の結果, 実験3の結 果)	18

4.11 領域分割の初期段階でテクスチャ境界と関係のない領域分割したとき
の例 (上から順に入力画像, 実験1の r の特徴量に重みをつけ θ は
45°おきの結果, 実験2の 8×8 の結果, 実験3の結果) 19

第1章

序論

1.1 はじめに

画像中から対象物の領域を抽出する事は、画像理解・画像処理において最も基本的でかつ難しい問題の一つである。ここで、画像中の対象物と背景とを区別する一つの要素にテクスチャの違いがあげられる。また、テクスチャ画像の領域分割は、工業製品の検査やリモートセンシング、医用画像処理などに幅広く応用されている。

1.2 テクスチャ

テクスチャとは細かな模様パターンが一様に分布しているものであり、人間はテクスチャの違いにより画像における領域を区別する事が出来る。また、人間は遠くのものとは細かく見え、近くのものとは粗く見えるというように、テクスチャのキメの細かさにより風景の遠近感を得ることが出来るので、視覚的情報処理においてもテクスチャはきわめて重要な役割を果たしている。テクスチャには統計的なテクスチャと構造的なテクスチャの2つのレベルがあるとされている。テクスチャを解析する立場から考えると構造的なテクスチャのほうが解析しやすい。しかし、自然界に存在するテクスチャは統計的なものがほとんどであり、あらゆるテクスチャの違いを一般的に解析する方法ない。

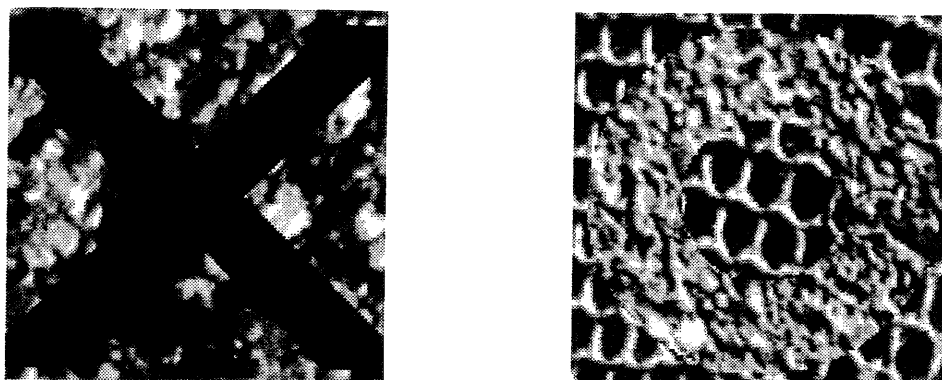


図 1.1: 複数テクスチャ混在画像の一例

1.3 研究の目的

複数テクスチャの存在する画像 (図 1.1) をテクスチャの異なる領域ごとに分割する。

1.4 本論文の構成

本論文の構成は以下のようになっている。

第1章 本研究の背景, 目的

第2章 統計的なテクスチャ特徴の代表的な計算法の説明

第3章 第2章で述べる特徴量を用いた領域分割法の提案

第4章 認識実験の結果と考察

第5章 結論と今後の課題

第2章

テクスチャの特徴量

2.1 はじめに

統計的なテクスチャ特徴の代表的な特徴量として、濃度ヒストグラム、同時生起行列、差分統計量、ランレンジス行列、パワースペクトルを用いるものなどがある。本章では、同時生起行列と差分統計量について述べる。

2.2 同時生起行列

画像内で、濃度 i のピクセルから、一定の変位 $\delta = (r, \theta)$ だけ離れたピクセル (図 2.1) の濃度が j である確率 $P_{\delta}(i, j)$, ($i, j = 0, 1, \dots, n-1$) を要素とする同時生起行列を求める。その行列から次の 4 種類の特徴量を計算し、それらの値によってテクスチャを特徴づける。また、角度 θ は 0° から 180° とし、 180° から 360° はその反転した要素に加える。なお、図 2.2 (b) の同時生起行列の要素は頻度を表しており、実際の特徴量を計算する際には、要素の総和が 1.0 になるように正規化しておく必要がある。特徴量を計算するために次式の 4 種類を計算しておく。

$$\begin{aligned} P_x(i) &= \sum_{j=0}^{n-1} P_{\delta}(i, j) & i &= 0, 1, \dots, n-1 \\ P_y(j) &= \sum_{i=0}^{n-1} P_{\delta}(i, j) & j &= 0, 1, \dots, n-1 \\ P_{x+y}(k) &= \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{i+j=k}^{n-1} P_{\delta}(i, j) & k &= 0, 1, \dots, 2n-2 \\ P_{x-y}(k) &= \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{i-j=k}^{n-1} P_{\delta}(i, j) & k &= 0, 1, \dots, n-1 \end{aligned}$$

これらの式を用いて特徴量は以下の14種類となる.

- (1) $\sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} \{P_{\delta}(i, j)\}^2$ (angular second moment)
 - (2) $\sum_{k=0}^{n-1} k^2 P_{x-y}(k)$ (contrast)
 - (3) $\frac{\sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} i \cdot j \cdot P_{\delta}(i, j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \cdot \sigma_y}$ (correlation)
- ただし, $\mu_x = \sum_{i=0}^{n-1} i \cdot P_x(i), \mu_y = \sum_{j=0}^{n-1} j \cdot P_y(j)$
 $\sigma_x = \sum_{i=0}^{n-1} (i - \mu_x)^2 P_x(i), \sigma_y = \sum_{j=0}^{n-1} (j - \mu_y)^2 P_y(j)$
- (4) $\sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} (i - \mu_x)^2 P_{\delta}(i, j)$ (sum of square:variance)
 - (5) $\sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} \frac{1}{1+(i-j)^2} \cdot P_{\delta}(i, j)$ (inverse difference moment)
 - (6) $\sum_{k=0}^{2n-2} k \cdot P_{x+y}(k)$ (sum average)
 - (7) $\sum_{k=0}^{2n-2} (k - \text{sumaverage})^2 P_{x+y}(k)$ (sum variance)
 - (8) $-\sum_{k=0}^{2n-2} P_{x+y}(k) \cdot \log\{P_{x+y}(k)\}$ (sum entropy)
 - (9) $-\sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} P_{\delta}(i, j) \cdot \log\{P_{\delta}(i, j)\}$ (entropy)
 - (10) $\sum_{k=0}^{n-1} \{k - \sum_{k=0}^{n-1} k \cdot P_{x-y}(k)\}^2 P_{x-y}(k)$ (difference variance)
 - (11) $-\sum_{k=0}^{n-1} P_{x-y}(k) \cdot \log\{P_{x-y}(k)\}$ (difference entropy)
 - (12) $\frac{\text{HXY} - \text{HXY1}}{\max\{\text{HX}, \text{HY}\}}$ (information measure of correlation)
 - (13) $[1 - \exp\{-2.0(\text{HXY2} - \text{HXY})\}]^{\frac{1}{2}}$ (infomation measure of correlation)

ただし, $\text{HXY} = -\sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} P_{\delta}(i, j) \cdot \log\{P_{\delta}(i, j)\}$

$$\text{HX} = -\sum_{i=0}^{n-1} P_x(i) \cdot \log\{P_x(i)\}$$

$$\text{HY} = -\sum_{j=0}^{n-1} P_y(j) \cdot \log\{P_y(j)\}$$

$$\text{HXY1} = -\sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} P_{\delta}(i, j) \cdot \log\{P_x(i) \cdot P_y(j)\}$$

$$\text{HXY2} = -\sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} P_x(i) P_y(j) \cdot \log\{P_x(i) \cdot P_y(j)\}$$

- (14) (Qの2番目に大きい固有値) $^{\frac{1}{2}}$ (maximal correlation coefficient)

ただし, $Q(i, j) = \sum_{k=0}^{n-1} \frac{P_{\delta}(i, k) \cdot P_{\delta}(k, j)}{P_x(i) \cdot P_y(j)}$

通常の画像では, 濃度レベル n が 256 程度と大きく, 特徴量の計算に時間がかかる. そこで, 同時生起行列を求める前に, ヒストグラム平坦化などの濃度変換によりあらかじめ $n = 16$ 程度の画像に変換しておくことがよく行われる.

2.3 差分統計量

一定の領域内で, 一定の変位 $\delta = (r, \theta)$ だけ離れた2点の濃度差が k である確率 $P_{\delta}(k)$ を求め, それから4種類の差分統計量を計算し, それらの値によってテクス

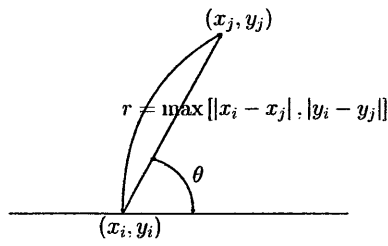


図 2.1: 変位 (r, θ)

0	0	1	1
0	0	1	1
0	2	2	2
2	2	3	3

(a) 画像

$$P_{\delta} = \begin{matrix} & \begin{matrix} 0 & 1 & 2 & 3 \end{matrix} \\ \begin{matrix} 0 \\ 1 \\ 2 \\ 3 \end{matrix} & \begin{pmatrix} 4 & 2 & 0 & 0 \\ 2 & 4 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 6 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 2 \end{pmatrix} \end{matrix}$$

(b) $(r, \theta) = (1, 0^\circ)$ のときの P_{δ}

図 2.2: 同時生起行列の一例

チャを特徴づける. なお, $P_{\delta}(k)$ は前節の $P_{x-y}(k)$ と同じである. 差分統計量は次式からなる.

- (1) $\sum_{k=0}^{n-1} k^2 P_{\delta}(k)$ (contrast)
- (2) $\sum_{k=0}^{n-1} \{P_{\delta}(k)\}^2$ (angular second moment)
- (3) $-\sum_{k=0}^{n-1} P_{\delta}(k) \cdot \log\{P_{\delta}(k)\}$ (entropy)
- (4) $\sum_{k=0}^{n-1} k \cdot P_{\delta}(k)$ (mean)

第3章

テクスチャの領域分割法の提案

3.1 はじめに

本章では，画像中の同一テクスチャ毎の領域分割法について述べる．また，2つのレベルで領域を分割する手法を提案する（図3.1）．まず，入力された画像に対して前処理を行う．その後に，画像を小領域という領域に区切り大まかに領域分割を行う．これが小領域単位での領域分割となる．その後，細かな部分について領域分割を行う．これがピクセル単位での領域分割となり，この結果がこの領域分割法の結果となる．

3.2 小領域単位での領域分割

第2章で述べた差分統計量を用いた領域分割法を提案する（図3.2）．前処理後の画像を小領域で区切る．この小領域ごとに領域を分割する．また，大きな小領域から小さな小領域へと変化させることによりより細かな部分まで領域分割を行う．

3.2.1 小領域

差分統計量を画像全体に用いても画像全体を一つのテクスチャとした特徴量しか得られないので，画像を一定の大きさの正方形で重ならないように区切る．そ

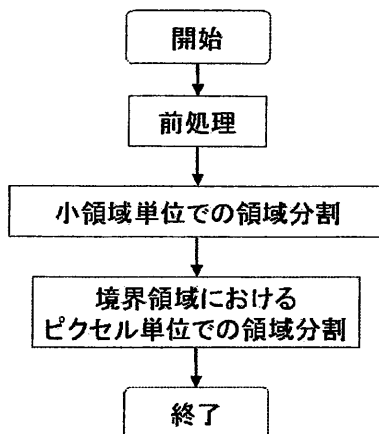


図 3.1: 提案手法の流れ図

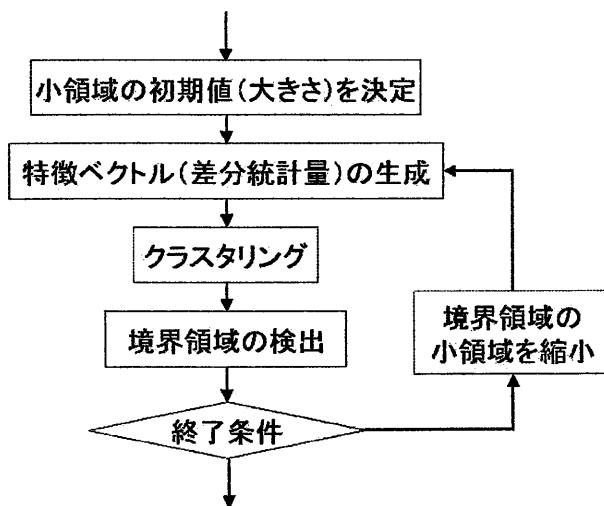


図 3.2: 小領域単位の領域分割の流れ図

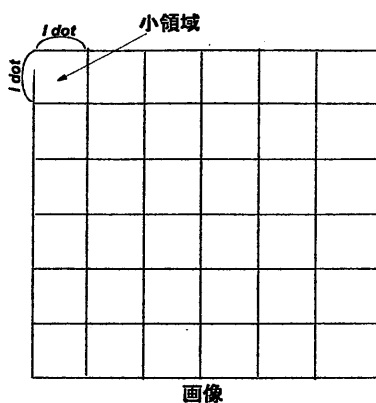


図 3.3: 小領域の定義

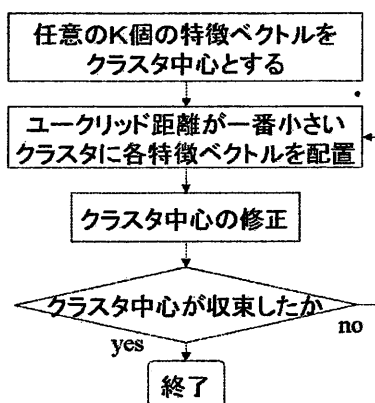


図 3.4: K-means 法の流れ図

の正方形の各領域を小領域と呼ぶ (図 3.3)。それぞれの小領域で差分統計量を計算することにより、画像の一部である小領域ごとにテクスチャの特徴量を計算でき、小領域単位での領域分割ができるようになる。

3.2.2 クラスタリング

クラスタリングには代表的な手法である k-means 法を用いる。K-means 法の流れ図を (図 3.4) に示す、クラスタ中心は各特徴ベクトルの重心である。クラスタ中心の修正を繰り返すことにより、クラスタ中心はある一点に収束していく。収束したときに終了条件とする。また、クラスタ中心の初期値を特徴ベクトルの平均値近傍にすると、初期値依存性の低いクラスタリングが可能となる。

3.2.3 境界領域

クラスタリング後に、上下左右に隣接する小領域が1つでも他のクラスタに分類された小領域はテクスチャの境界が存在する確率が高いので、その小領域を境界領域とする。また、この境界領域以外的小領域、つまり上下左右に隣接する小領域と同じクラスタに分類された小領域はテクスチャの境界が存在する確率が低いと考えられるので、このとき境界領域以外的小領域は領域分割が終了したものとする。

3.2.4 小領域の分割

境界領域を絞り込むために小領域を縮小する。つまり、小領域を4等分して小領域を縮小する(図3.5)。ここで、この縮小された小領域に対してクラスタリングするのだが、境界領域以外的小領域はすでに領域分割を終えているので境界領域である小領域とは区別しなければならない。そのため、境界領域とそれ以外的小領域との特徴量の生成法は異なる。境界領域では差分統計量の特徴量をそのまま用いる。また、境界領域以外的小領域は領域分割を終了している、つまり各クラスタに決定しているので、境界領域以外的小領域から各クラスタの特徴量の平均を計算する。これにより、各クラスタの特徴量が得られる。この各クラスタの特徴量を境界領域以外的小領域の特徴量とするとすでに決定している小領域の特徴量はそれぞれのクラスタで一定値となるので、この特徴量を用いてクラスタリングすれば境界領域を絞り込んでいくことが可能となる。

3.3 ピクセル単位での領域分割

前節では小領域単位での領域分割法について述べた。この方法では小領域が小さくなりすぎると領域を正確に分割するのが困難になる。なぜなら、小領域単位の領域分割法では特徴量として差分統計量を用いた。差分統計量は画像中の2つのピクセル間の濃度差について確率 $P_{\delta}(k)$ を計算し、その統計量の特徴量とする。つまり、この比較するピクセル対が多数存在する場合は良いテクスチャの特徴量となるが、ピクセル対が非常に少なくなる、つまり小領域が小さくなるとテクスチャを特徴づける確率 $P_{\delta}(k)$ が正しく得られなくなる。このことから、小領域が小さくなった場合は他の方法が必要となる。以上の理由から、この節では同時生起

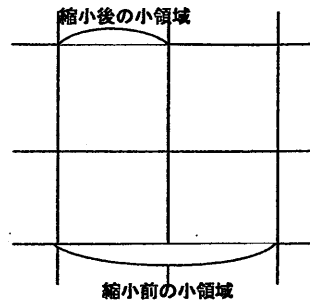


図 3.5: 小領域の縮小法

行列を用いた領域分割法について提案する. この方法は, 小領域単位の領域分割で得られた境界領域以外の小領域, つまり領域分割の終了した小領域から各クラスタの同時生起行列 $P_{\delta}(i, j)$ を求める. ここで用いるのは同時生起行列であって, 同時生起行列から得られる統計量ではない. この同時生起行列から, 評価関数を用いて境界領域の各ピクセルを分類する.

3.3.1 ピクセルを分類する評価関数

各クラスタの同時生起行列を用いて, 境界領域の各ピクセルは以下の評価関数が最大となるクラスタに分類する. これにより, 境界領域でもピクセル単位の領域分割を可能とする.

$$\sum_r \sum_{\theta} P_{\delta}^c(i', j'_{\delta})$$

- i' 考慮ピクセルの濃度
- j'_{δ} 考慮ピクセルから変位 δ だけ離れたピクセルの濃度
- $P_{\delta}^c(i, j)$ クラスタ c の同時生起行列
- δ 変位 r, θ

第4章

実験

4.1 実験目的

提案した方法の有効性を検証するために次の実験を行う。実験1では、差分統計量の変位 r , θ の検討を行う。これにより、最良の差分統計量の変位 r , θ を決定する。

実験2では、小領域単位での領域分割における終了条件について検討する。これにより、終了条件を決定する。

実験3では、同時生起行列の変位 r , θ について検討する。

4.2 実験条件

実験1～3に共通する実験条件について述べる。前処理として入力画像の濃度を減少させる。これにより、計算量の削減をはかる。また、この処理にはヒストグラム平坦化を用いた。クラスタリングには、K-means法を用いた。テクスチャとして、Brodatzのテクスチャから23枚を使用した(図4.1)。また、入力画像はテクスチャを図4.2の白と黒に異なるテクスチャをはめ込んだ画像 $23P_2 \times 2 = 1012$ 枚を使用した。出力画像は、異なるクラスタごとに色分けした白黒画像とする。つまり、テクスチャをはめ込む前の入力画像である白黒画像とその画像の白黒反転画像が理想的な出力画像である。

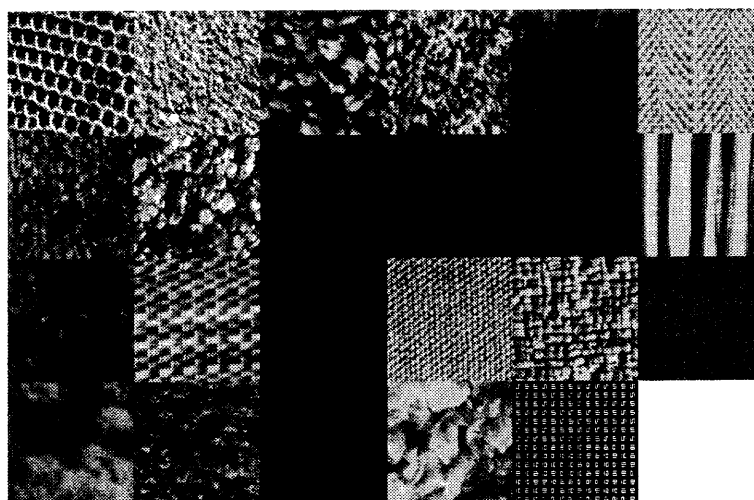


図 4.1: Brodatz のテクスチャ



図 4.2: テクスチャをはめ込む前の白黒画像

評価法として、認識率を定義して用いる。これは、理想的な出力画像画像である白黒画像、又はその白黒反転画像と、出力画像とのピクセル濃度が一致する割合が大きい方を認識率とする。また、各画像の認識率の平均を平均認識率と呼ぶことにする。

4.3 実験

4.3.1 実験 1. 差分統計量の変位 (r, θ) の検討

実験条件

差分統計量の変位 r は 1, 2, 3 の単独のものと $\{1, 2\}$, $\{1, 2, 3\}$ の特徴量を並べたものの 5 種類を使用する。また、変位 θ については 45° おきに量子化したもの、

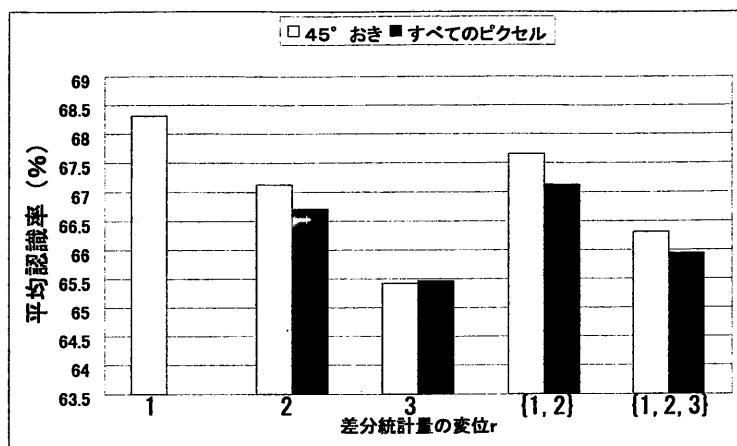


図 4.3: 差分統計量の変位 (r, θ) に関する結果

量子化せずに r 離れたすべてのピクセルと比較したものの2種類を使用する。差分統計量の変位 (r, θ) について検討を行うので、小領域単位まで領域分割を行い、小領域を縮小していくための繰り返しは行わないものとする。小領域の大きさは 16×16 , 8×8 の2種類とする。

結果と考察

変位 θ については、 45° おきに比較したものが、 r 離れたすべてのピクセルと比較したものよりも平均認識率が高かった (図 4.3)。変位 r については、 $r = 1$ 単独のものが最大の平均認識率を得た。ここで、各画像ごとに最大の認識率を得る変位 r を調べてみると表 4.1 を得た。 $r = 2$, $r = 3$ で最大の認識率を得たテクスチャの組合せが存在したことから、 $r = 2$, $r = 3$ にも有効な特徴量が含まれていると考えられる。このことから、変位 r を1つに決定せずに $r = 2$, $r = 3$ の特徴量に重みをつけることにより平均認識率の変化を調査した。ここで、この重みは単に特徴量にある数を乗じたものである。この結果は図 4.5 となり、 $r = 2$ の特徴量を 0.13 倍、 $r = 3$ の特徴量を 0.02 倍したときに最大の平均認識率を得た。この結果からも、 $r = 2$, $r = 3$ の特徴量にもテクスチャを特徴づけるのに有効な情報が存在することがわかる。実験 2, 実験 3 では、差分統計量を求めるときに変位 θ は 45° おきとし、変位 r は $r = 2$ の特徴量の 0.13 倍、 $r = 3$ の特徴量を 0.02 倍したものを使用する。

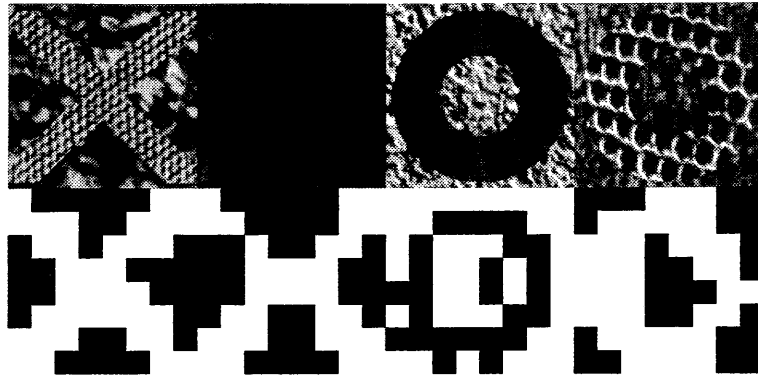


図 4.4: 変位 $r = \{1, 2, 3\}$, θ が 45° おきの結果例

変位 r	1	2	3	1,2	1,2,3
テクスチャの組合せ数	477	224	145	144	118

表 4.1: 認識率が最大となる変位 r とそのテクスチャの組合せ数

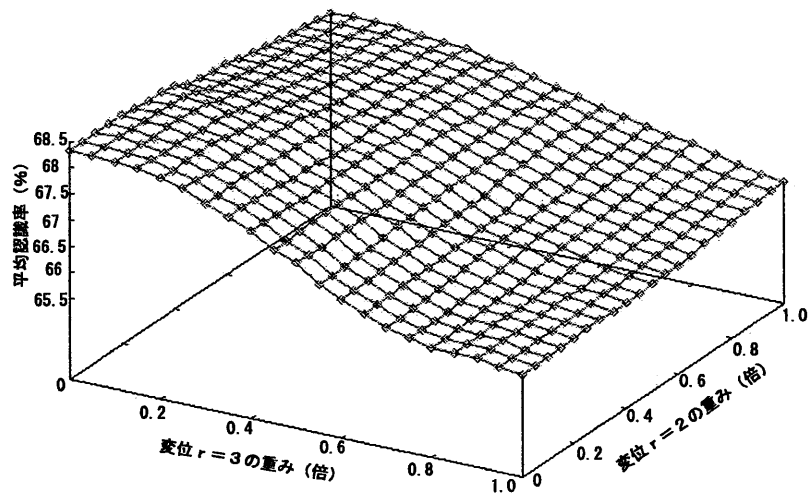


図 4.5: 差分統計量の変位 r の重みを変化させたときの平均認識率

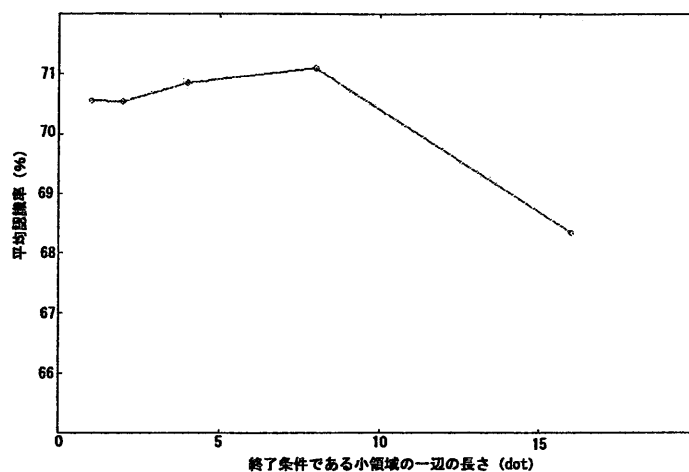


図 4.6: 終了条件である小領域の大きさに関する結果

4.3.2 実験 2. 小領域単位での領域分割の終了条件の検討

実験条件

小領域単位での領域分割における終了条件として、 16×16 、 8×8 、 4×4 、 2×2 、 1×1 の5種類を比較する。ここで、終了条件が 16×16 とは小領域の縮小を一度も行わないものである。また、小領域単位での領域分割における終了条件を検討するので、領域分割は小領域単位までで終了する。差分統計量の変位 (r, θ) は実験1の結果より最大の平均認識率を得た変位 r の各特徴量に重みを加え、 θ は 45° の量子化を行う。

結果と考察

8×8 の終了条件で平均認識率は最大値を得た(図4.6)。これは、前章で述べたように差分統計量は小領域内の濃度分布の確率を表しているので、小領域が小さすぎるとテクスチャを表す確率を求められないためである。

以上から、実験3では、終了条件を 8×8 とする。



図 4.7: 終了条件である小領域の大きさが小さくなるほど認識率が下がる結果 (左: 入力画像, 左 2 番目から順に終了条件の小領域の大きさが 16×16 , 8×8 , 4×4 , 2×2 の結果)

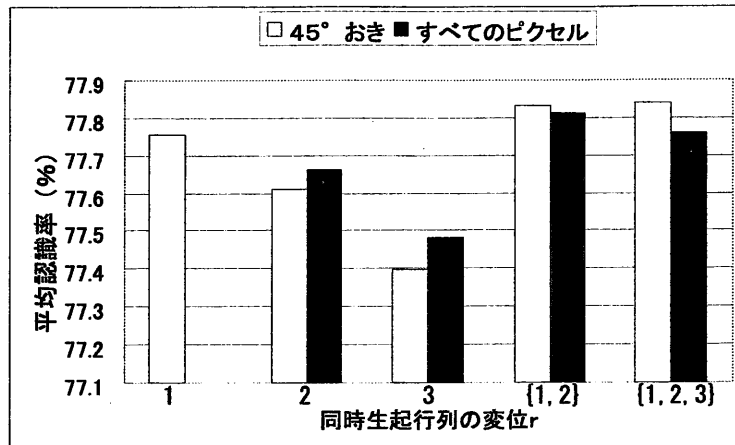
4.3.3 実験 3. 同時生起行列に用いる変位 (r, θ) の検討

実験条件

同時生起行列の変位 (r, θ) について検討を行う. 変位 r は 1, 2, 3 の単独のもの, $\{1, 2\}$, $\{1, 2, 3\}$ の特徴量を並べたものの 5 種類を比較実験する. 変位 θ は 45° おきに比較したものと, r 離れたすべてのピクセルと比較したものの 2 種類を比較実験する. 差分統計量の変位 (r, θ) は実験 1 の結果より最大の平均認識率を得たパラメータを, 小領域単位での領域分割における終了条件は実験 2 の結果を使用する.

結果と考察

図 4.8 より, 変位 r が単独なものは, 変位 θ については 45° おきに比較したものが, r 離れたすべてのピクセルと比較したものより平均認識率が低かった. これは, 45° おきに比較することにより比較するピクセル対が減少するために認識率が低下したものと考えられる. また, 変位 r が 1, 2, 1, 2, 3 と同時に複数用いたものは単独なものとは逆に, 変位 θ については 45° おきに比較したものが, r 離れたすべてのピクセルと比較したものより平均認識率が高かった. これは, 変位 r が複数になることで比較するピクセル対が増加したことにより変位 θ によるピクセル対の

図 4.8: 同時生起行列の変位 r に関する結果

数の違いによる影響が減少し、更に r 離れたすべてのピクセルと比較するものは周辺の濃度分布すべてに対して比較を行うことであるので、条件が厳しすぎたためと考えられる。

画像で見ると、一色になったもの、つまり全く分割されなかったものが存在した (図 4.10)。これは、各クラスタの同時生起行列を求める際に境界領域以外の小領域を使用しているので一方のクラスタに属する小領域すべてが境界領域に存在するとそのクラスタの同時生起行列を生成できなくなり、境界領域のピクセルがすべてもう一方のクラスタに分類されたためである。このことから、境界領域以外の領域に 1 つも小領域が存在しないクラスタがあった場合そのクラスタの領域は分割されないことがわかる。また、小領域単位での領域分割でテクスチャの境界と関係のない分割を行ったものはピクセル単位での領域分割まで行っても、平均認識率の上昇は見られない (図 4.11)。これは、小領域単位での領域分割の情報を利用して領域分割を行うために現れる結果である。

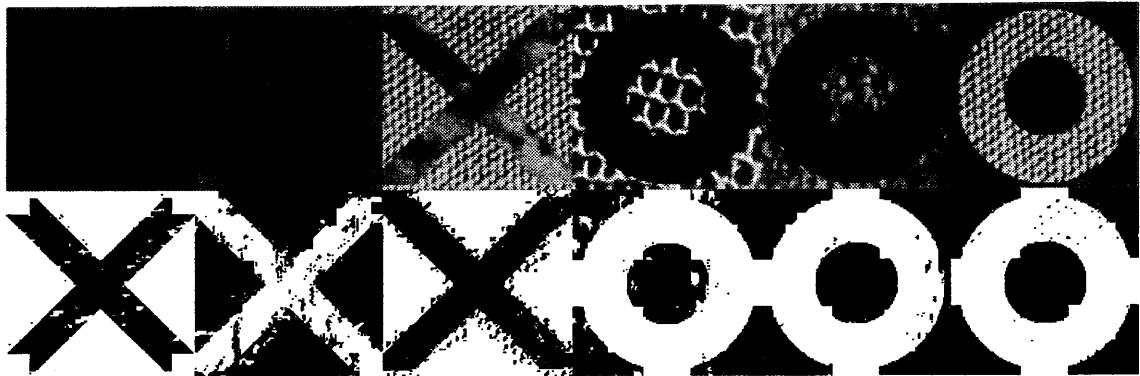


図 4.9: 変位 $r = \{1, 2, 3\}$, θ は 45° おきの結果例 (上:入力画像, 下:出力画像)

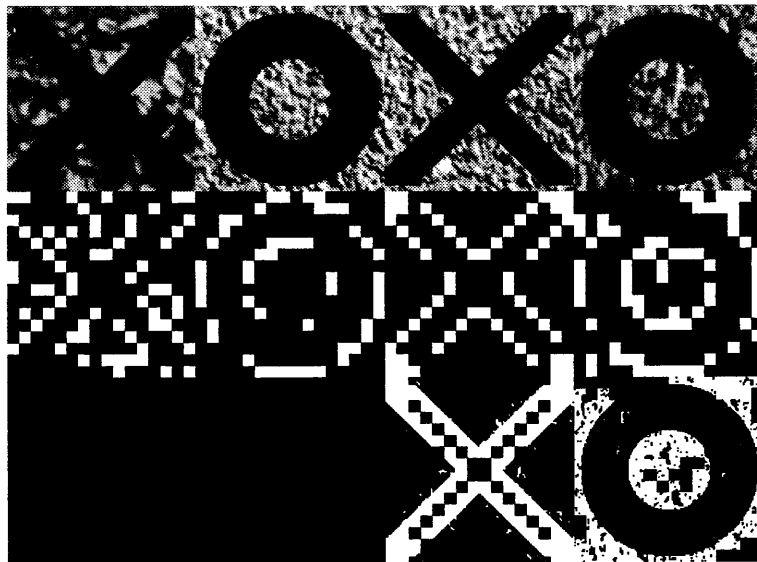


図 4.10: 小領域単位の領域分割でテクスチャの境界とそれ以外に領域分割された画像 (上から順に入力画像, 実験2の 8×8 の結果, 実験3の結果)



図 4.11: 領域分割の初期段階でテクスチャ境界と関係のない領域分割したときの例 (上から順に入力画像, 実験1の r の特徴量に重みをつけ θ は 45° おきの結果, 実験2の 8×8 の結果, 実験3の結果)

第5章

結論

5.1 結論

本論文において、テクスチャを特徴づける統計量として差分統計量を用いたテクスチャ画像の領域分割法について提案した。更に境界を絞り込む方法として、同時生起行列を用いたテクスチャ画像の領域分割法について提案した。また、提案法により自己の評価法を用いて 77.8 % の平均認識率を得た。また、本論文においてテクスチャの特徴量として差分統計量を用いたがその他の特徴量を用いることも可能な点からも、複数テクスチャの存在する画像をテクスチャ毎に分割する方法として有効な手段と言える。

5.2 今後の課題

本論文では、小領域のはじめの大きさを与えて実験したが、その大きさを自動的に決定する方法をについて検討が必要である。また、小領域単位の領域分割における終了条件を小領域の大きさとして実験的に求めたが、実験 3 の結果より境界領域以外の小領域に一方のクラスが存在しない場合に全く分割されなかったことから、終了条件とピクセル単位での領域分割法のそれぞれについて検討する必要がある。

小領域の特徴量として差分統計量を使用したが、小領域単位の領域分割をもつ

と正確にするためにも特徴量について考える必要があると思われる。また、テクスチャ数を2つと限定して行ったが多数のテクスチャの存在する画像に対しての有効性についても検討していきたい。

謝辞

本研究を進めるにあたり、多大な御指導とともにこの研究の機会を与えて下さった東北大学工学部教授 阿曾弘具教授に深く感謝致します。

また御指導、御意見を賜わった東北大学工学部 大町真一郎助教授に心より感謝致します。

最後に、多岐に渡って御助言、御協力をいただき大変お世話になった阿曾研究室の皆様に心より感謝致します。

参考文献

- [1] J.S.Weszka,C.R.Dyer and A.Rosenfeld, "A Comparative Study of Texture Measures for Terrain Classification" IEEE trans. sys. man, cyber.,vol.SMC-6,NO.4,Apr. 1976.
- [2] "画像解析ハンドブック" 東京大学出版会.