

画像処理

領域分割，テクスチャ解析

宮崎大学 工学部 情報システム工学科

第 13 回

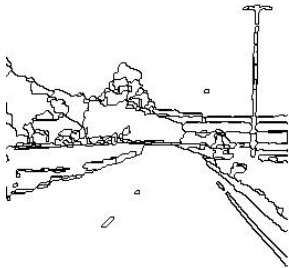
領域分割 (p.206)

- ▶ 一様な特徴をもつ画素の連結領域を求める処理
- ▶ 画像解析などを行う際の単位となる対象物を抽出

※エッジ抽出は特徴の不連続性に着目したもの



原画像



領域分割結果



エッジ抽出結果

領域分割手法

領域統合法

画像上の隣接画素または
小領域間の類似性により領域を
逐次併合しながら領域を生成する手法

クラスタリング法

特徴空間上での類似性 (距離) に基づいて
画素集合を領域としてまとめる手法

領域統合法

画像を，特徴が一様と考えられる小領域に分割し，隣接する小領域間で類似しているものを統合

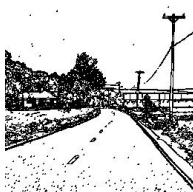
1. 画像を左上から順に走査して，未分類の画素を見つける
2. その画素と，未分類の近傍画素との特徴量の差が閾値以下であれば1つの領域に統合する
3. 新たに統合された画素について 2. を再帰的に繰り返す
4. 2. 3. の操作を統合される画素がなくなるまで繰り返す
5. 1. に戻り新たな領域の出発点となる画素を見つける

※ 2値画像のラベリングと同様な処理でもよい

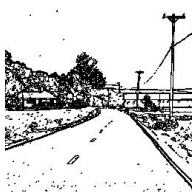
領域分割結果



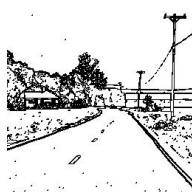
原画像



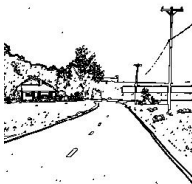
閾値 04



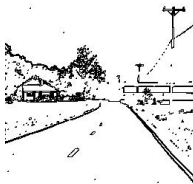
閾値 05



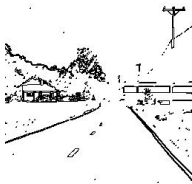
閾値 06



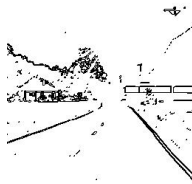
閾値 07



閾値 08



閾値 09



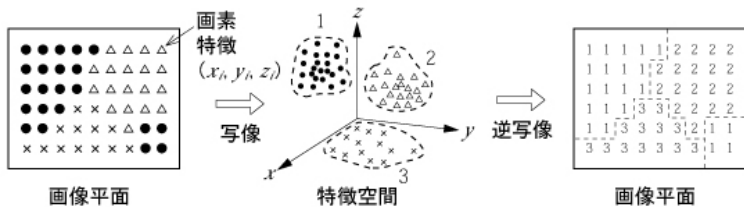
閾値 10

クラスタリング法

1. 画素または小領域の特徴量を特徴空間に写像
2. 特徴空間でクラスタリング
3. クラスタ毎に画像上で領域を生成

特徴空間: 各軸が特徴量の1つの次元に対応する空間

クラスタ: 同種のもの集まり



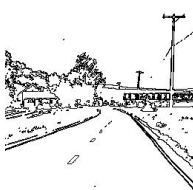
K-平均法

- ▶ クラスタリング手法の一種
 - ▶ 全体を K 個のクラスタに分類
1. K 個のクラスタ中心の初期値を設定
 2. 各データとクラスタ中心との距離を求め、最も近いクラスタ中心に分類
 3. クラスタ中心の位置を、属するデータの平均値に更新
 4. 属するクラスタが変更されるデータがなくなるまで 2. 3. を繰り返す

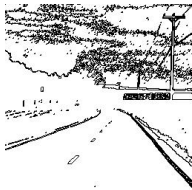
領域分割結果



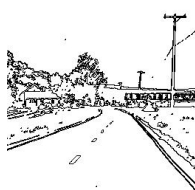
原画像



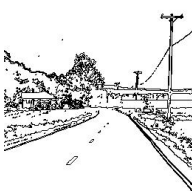
K=04



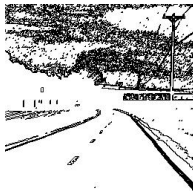
K=05



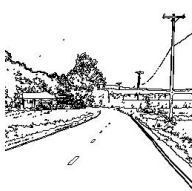
K=06



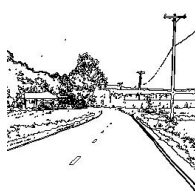
K=09



K=10



K=11

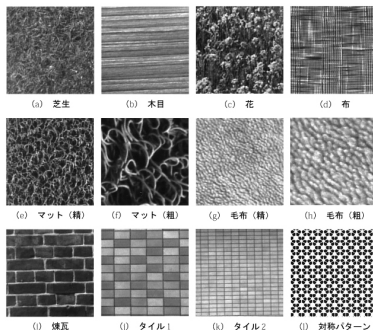


K=12

K: クラスタ数

テクスチャ解析

テクスチャ: 物体表面の規則的な細かな濃淡変化



テクスチャ領域: 同一テクスチャの領域

テクスチャエッジ: テクスチャが変化する境目

一般に物体表面には模様があるため、物体の領域抽出にはテクスチャを扱う必要がある

テクスチャ解析の手法

構造的手法:

- ▶ テクスチャの構成要素とその配列によりテクスチャを特徴づける
- ▶ テクスチャ要素が規則正しく並んでいる場合に適用

統計的手法:

- ▶ テクスチャの性質を表す統計的な量 (テクスチャ特徴) によりテクスチャを特徴づける
- ▶ テクスチャ要素が不規則に並んでいる場合にも適用可能

テクスチャ特徴

テクスチャの性質を表す統計的な量

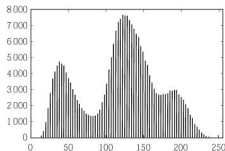
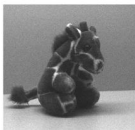
1次統計量 1つ1つの画素がもつ濃度値に関する統計量
平均，分散，ヒストグラムなど

2次統計量 ある濃度値をもつ画素の組に関する統計量
濃度共起行列

フーリエ特徴 画像をフーリエ変換して得られる特徴量

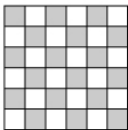
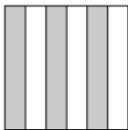
ヒストグラム

- ▶ 画素値の頻度分布
- ▶ 画像中に現れる画素値の頻度を計数したもの



ヒストグラムが等しくても
テクスチャとしては異なる
場合が多く存在

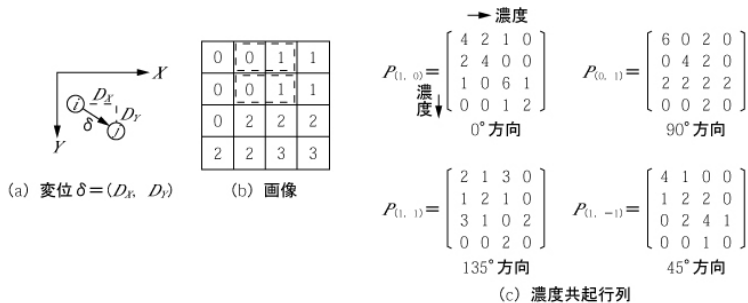
⇒ 加重マスクでフィルタリ
ングした結果の画像のヒ
ストグラムを使う



<table><tr><td>1</td><td>2</td><td>1</td></tr><tr><td>2</td><td>4</td><td>2</td></tr><tr><td>1</td><td>2</td><td>1</td></tr></table> <div>M1</div>	1	2	1	2	4	2	1	2	1	<table><tr><td>-1</td><td>0</td><td>1</td></tr><tr><td>-2</td><td>0</td><td>2</td></tr><tr><td>-1</td><td>0</td><td>1</td></tr></table> <div>M2</div>	-1	0	1	-2	0	2	-1	0	1	<table><tr><td>-1</td><td>2</td><td>-1</td></tr><tr><td>-2</td><td>4</td><td>-2</td></tr><tr><td>-1</td><td>2</td><td>-1</td></tr></table> <div>M3</div>	-1	2	-1	-2	4	-2	-1	2	-1
1	2	1																											
2	4	2																											
1	2	1																											
-1	0	1																											
-2	0	2																											
-1	0	1																											
-1	2	-1																											
-2	4	-2																											
-1	2	-1																											
<table><tr><td>-1</td><td>-2</td><td>-1</td></tr><tr><td>0</td><td>0</td><td>0</td></tr><tr><td>1</td><td>2</td><td>1</td></tr></table> <div>M4</div>	-1	-2	-1	0	0	0	1	2	1	<table><tr><td>1</td><td>0</td><td>-1</td></tr><tr><td>0</td><td>0</td><td>0</td></tr><tr><td>-1</td><td>0</td><td>1</td></tr></table> <div>M5</div>	1	0	-1	0	0	0	-1	0	1	<table><tr><td>1</td><td>-2</td><td>1</td></tr><tr><td>0</td><td>0</td><td>0</td></tr><tr><td>-1</td><td>2</td><td>-1</td></tr></table> <div>M6</div>	1	-2	1	0	0	0	-1	2	-1
-1	-2	-1																											
0	0	0																											
1	2	1																											
1	0	-1																											
0	0	0																											
-1	0	1																											
1	-2	1																											
0	0	0																											
-1	2	-1																											
<table><tr><td>-1</td><td>-2</td><td>-1</td></tr><tr><td>2</td><td>4</td><td>2</td></tr><tr><td>-1</td><td>-2</td><td>-1</td></tr></table> <div>M7</div>	-1	-2	-1	2	4	2	-1	-2	-1	<table><tr><td>1</td><td>0</td><td>-1</td></tr><tr><td>-2</td><td>0</td><td>2</td></tr><tr><td>1</td><td>0</td><td>-1</td></tr></table> <div>M8</div>	1	0	-1	-2	0	2	1	0	-1	<table><tr><td>1</td><td>-2</td><td>1</td></tr><tr><td>-2</td><td>4</td><td>-2</td></tr><tr><td>1</td><td>-2</td><td>1</td></tr></table> <div>M9</div>	1	-2	1	-2	4	-2	1	-2	1
-1	-2	-1																											
2	4	2																											
-1	-2	-1																											
1	0	-1																											
-2	0	2																											
1	0	-1																											
1	-2	1																											
-2	4	-2																											
1	-2	1																											

濃度共起行列 $P_{\delta}(i, j)$

濃度 i の点から一定の位置関係 $\delta = (D_x, D_y)$ 離れた点の濃度が j である確率 (または頻度)



※ δ として下記 4 種類が使われることが多い
 $\delta \in \{(1, 0), (0, 1), (1, 1), (1, -1)\}$

濃度共起行列の計算

```
int calc_co_matrix(K_IMAGE *inp_img, int **co_matrix,
                  int level, int dx, int dy)
{ uchar **iptr = (uchar **)k_data(inp_img)[0];
  int  xsize = k_xsize(inp_img);
  int  ysize = k_ysize(inp_img);
  for(int y1 = 0; y1 < ysize; y1++) {
    for(int x1 = 0; x1 < xsize; x1++) {
      int x2 = x1 + dx;
      int y2 = y1 + dy;
      if (x2 < 0 || x2 >= xsize || y2 < 0 || y2 >= ysize)
        continue;
      // ここに追加

    }
  }
  return(0);
}
```

濃度共起行列を元にした特徴量

エネルギー

$$q_1 = \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} \{P_{\delta}(i, j)\}^2$$

慣性

$$q_2 = \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} (i - j)^2 P_{\delta}(i, j)$$

ただし,

$$\mu_x = \sum_{i=0}^{n-1} \{i \cdot \sum_{j=0}^{n-1} P_{\delta}(i, j)\}$$

$$\sigma_x^2 = \sum_{i=0}^{n-1} \{(i - \mu_x)^2 \cdot \sum_{j=0}^{n-1} P_{\delta}(i, j)\}$$

エントロピー

$$q_3 = \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} P_{\delta}(i, j) \log P_{\delta}(i, j)$$

相関

$$q_4 = \frac{\sum_{i=0}^{n-1} \sum_{j=0}^{n-1} i \cdot j P_{\delta}(i, j) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y}$$

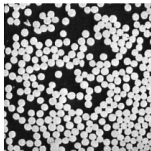
$$\mu_y = \sum_{j=0}^{n-1} \{j \cdot \sum_{i=0}^{n-1} P_{\delta}(i, j)\}$$

$$\sigma_y^2 = \sum_{j=0}^{n-1} \{(j - \mu_y)^2 \cdot \sum_{i=0}^{n-1} P_{\delta}(i, j)\}$$

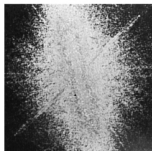
フーリエ特徴



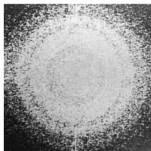
D15(方向性をもつテクスチャ)



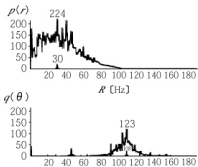
D67(要素が一定のテクスチャ)



D15のパワー・スペクトル

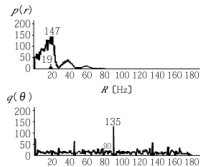


D67のパワー・スペクトル



D15

(方向性に対応する角度にピークが現れる)



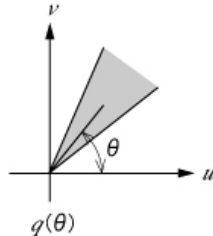
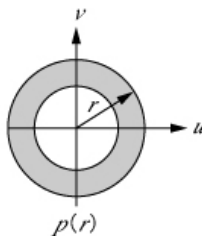
D67

(要素の大きさに対応する所にピークが現れる。 $q(90^\circ)$ のピークは画像の端における濃度差が原因である)

テクスチャは、
テクスチャ構成要素の
規則的な繰り返し



周波数領域に特徴が現れる



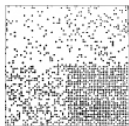
テクスチャ領域分割

テクスチャ特徴を使って領域分割

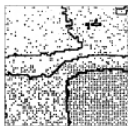
テクスチャ特徴を求めるために、注目画素を中心とした $n \times n$ の近傍領域で計算を行う

※ テクスチャ境界付近では、各テクスチャが混ざりあい正しく領域分割できない

⇒ 位置をずらした複数の近傍領域の中からテクスチャが一様なものを選択して特徴量を計算



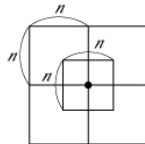
(a) 入力画像



(b) 固定平均化法



(c) 可変平均化法



(d) 平均化のための5つの近傍

テクスチャエッジ検出

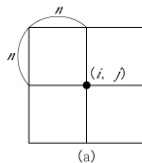
テクスチャ特徴の変化が大きい部分がエッジ

- ▶ 注目画素の周辺4箇所でもテクスチャ特徴を計算
- ▶ それらの間の差分の最大値を採用

※ 計算領域の大きさにより、エッジがぼやける



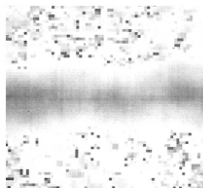
非極大値の抑制により対処



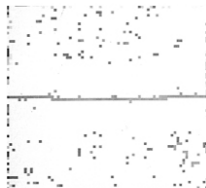
(a)



(b) テクスチャ画像



(c) (a) による微分画像



(d) 非極大点の抑制