

情報デザイン専攻

# 画像情報処理論及び演習I

## -領域抽出-

### 大津の二値化法

第6回講義  
水曜日1限  
教室6215情報処理実習室

吉澤 信  
shin@riken.jp, 非常勤講師  
大妻女子大学 社会情報学部

独立行政法人  
理化学研究所

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

## 今日の授業内容

[www.riken.jp/brict/Yoshizawa/Lectures/index.html](http://www.riken.jp/brict/Yoshizawa/Lectures/index.html)  
[www.riken.jp/brict/Yoshizawa/Lectures/Lec06.pdf](http://www.riken.jp/brict/Yoshizawa/Lectures/Lec06.pdf)

- ① 領域抽出法
- ② 演習:大津法のプログラミング

第二回のレポートは今日の内容なので、みなさんよく聞いてくださいね(^ ^)

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

## よくある画像処理の流れ

入力: 画像データ

前処理: e.g. フィルタリング、ノイズ除去、超解像度、多重解像度解析、空間変換等。

特徴抽出

認識・識別 e.g. 領域抽出

後処理: e.g. 統計・幾何処理

出力: 解析結果

パターン認識では特徴量は形状記述子・画像記述子とも呼ばれる。

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

## 領域抽出とは?

- ✓ 領域抽出: 画像の領域を分割する処理・対象の領域を切り出して他の領域と区別する事。
- ✓ 画像処理で最も重要な技術。
- ✓ 毎年何百! という新しい方法が提案されている。

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

## 領域抽出の例

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

## 二値化

- ✓ 二値化: 画像の画素値を二つに分ける事 = 画像を二つの領域に分ける事。

単閾値、P-タイル法、**大津の二値化法** (判別分析法)等。

閾値 ↓

P-タイル法: 対象の占める画素数が既知のとき、低いところから頻度値を積算、予測される画素数付近を閾値とする方法。



Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

### 重要: 領域抽出法の分類

✓ 教師なし(Unsupervised Segmentation):

**入力画像**  
(領域抽出したい画像)

⇒

**特徴抽出**  
分類・識別

⇒

**領域抽出**  
画像

✓ 教師あり(Supervised Segmentation):

- パターン認識・機械学習(後期にやるかも)

正解・不正解 (教師)画像

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

### 重要: 領域抽出法の分類

✓ 教師なし(Unsupervised Segmentation):

- 領域の輝度値や抽出したい形状に関するエネルギー(目的関数)を最小化・最大化する事で特徴量の分布や滑らかさを基準.
- 領域抽出でよく用いられる方法は **大津の二値化法**, **Snake (Active Contour)**, **Graph Cuts**, **Mean Shift**, **Water Shed (Region Growing)**等の方法が有名(目的関数の違いなど沢山の亜種).
- モデルを用いた検出: エッジ抽出、コーナー検出、テンプレートマッチング、線・円・形状抽出: **特徴抽出・パターン認識と合わせて後期にやります.**

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

### Snake / Active Contour法

✓ 曲線と画像のエッジに基づくエネルギー関数の和を最小化する事で曲線を対象に収束させていく方法.

✓ エネルギーの種類:

- 閉曲線の連続性や滑らかさ.
- 画像のエッジ強度.
- 閉曲線を縮ませる(曲率).

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

### Snake / Active Contour法2

✓ Level Set法と呼ばれる方法と組み合わせる事で位相変化に対応し複数オブジェクトの領域抽出が可能.

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

### Snake / Active Contour法3

✓ 3次元曲面への拡張もある.

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

### Snake / Active Contour法4

✓ 物理方程式の境界面を計算する事でのシミュレーション.



Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

### Mean Shift法

✓ 画素の座標値 + 色やその他の特徴を組み合わせた特徴空間で(ガウス関数等の)重み付平均を繰り返し適用し、(特徴空間の)同じ場所に集まってきた(収束した)画素を同じ領域とする方法。

CD, Comanici and P. Meer, IEEE

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

### Graph Cuts法

✓ 画素の格子や近傍の画素への辺をグラフの辺として画素中心をグラフの頂点とし、エッジ強度等の重みを持ったグラフ構造を分離(カット)する方法。

- 最小カット(Minimum Cut): 重みの和が最小。
- 最大カット(Maximum Cut): 重みの和が最大。

©T. Sato, RIKEN

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

### Region Growing法

✓ 複数のSeed画素からスタートし領域を拡張していく、拡張のルールはエッジ強度や形状モデルからの距離(例えば領域が平面に近いかどうか)等から構成されるエネルギー関数を最小化する様な近傍画素を随時Seed画素に加えて領域を大きくしていく。

- Watershed法, K-means Clustering, Lloyd Partitioning, 重心ボロノイ図, etc.

©www.imagepost.com

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

### 重要: 大津の二値化法(判別分析法)

✓ 白の分布と黒の分布の「分離度」が大きくなるように閾値を自動的に決める。

✓ 分離度:  $\frac{\text{クラス間分散}}{\text{クラス内分散}}$

©CC-ARTS協会

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

### 閾値によるクラス

✓ 閾値によるクラス分け = 閾値による二値化:

✓ 全体とそれぞれのクラスの平均と偏差:

平均

$$m = \frac{1}{\omega} \sum_{i=1}^{\omega} x_i$$

分散

$$\sigma^2 = \frac{1}{\omega} \sum_{i=1}^{\omega} (x_i - m)^2$$

$m_t, \sigma_t^2$  全体の平均と分散

$m_1, \sigma_1^2, \omega_1$  黒画素クラスの平均と分散, 画素数

$m_2, \sigma_2^2, \omega_2$  白画素クラスの平均と分散, 画素数

©CC-ARTS協会

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

### 重要: クラス内分散とクラス間分散

✓ クラス内分散: クラスの散らばりの大きさ。

$$\sigma_w^2 = \frac{\omega_1 \sigma_1^2 + \omega_2 \sigma_2^2}{\omega_1 + \omega_2}$$

✓ クラス間分散: ニクラス間の散らばり度合。

$$\sigma_b^2 = \frac{\omega_1 (m_1 - m_t)^2 + \omega_2 (m_2 - m_t)^2}{\omega_1 + \omega_2}$$

$$= \frac{\omega_1 \omega_2 (m_1 - m_2)^2}{(\omega_1 + \omega_2)^2}$$

©CC-ARTS協会

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

### 重要:分離度

✓ 分離度: **クラス間分散** ÷ **クラス内分散**

$$\text{分離度} = \frac{\sigma_b^2}{\sigma_w^2}$$

クラス間分散  
クラス内分散

黒の分布 白の分布

- 二つのクラスができるだけ分離しているためには、
- クラス内分散=クラスの分布の広がり  
→なるべく小さいほうがよい
- クラス間分散=クラスの隔たり  
→なるべく大きいほうがよい
- 分離度=クラス間分散÷クラス内分散を最大にする。

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

### 分離度2

✓ 分離度: **クラス間分散** ÷ **クラス内分散**

$$\text{分離度} = \frac{\sigma_b^2}{\sigma_w^2}$$

クラス間分散  
クラス内分散

クラスの平均はなるべく離れているほうが分離度が高い。  
クラスの分散はなるべく小さいほうが分離度が高い。

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

### 分離度3

✓ 分離度の最大化.

$$\text{分離度} = \frac{\sigma_b^2}{\sigma_w^2}$$

クラス間分散  
クラス内分散

$$= \frac{\sigma_b^2}{\sigma_t^2 - \sigma_b^2} \quad (\because \sigma_t^2 = \sigma_w^2 + \sigma_b^2 \leftarrow \text{証明してみよう})$$

$x = \frac{\sigma_b^2}{\sigma_t^2}$  とおくと

$$= \frac{x}{1-x} \quad (0 < x < 1) \quad x = \frac{\sigma_b^2}{\sigma_t^2} < \frac{\sigma_b^2}{\sigma_b^2 + \sigma_w^2} = \frac{\sigma_t^2}{\sigma_t^2} = 1$$

グラフから、この値は、 $0 < x < 1$  で単調増加。  
 $\sigma_t^2$ は、閾値の選び方によらないので、  
 $\sigma_b^2$ が最大になるように閾値を選べばよい。

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

### 重要:大津の方法アルゴリズム

1. 画像からヒストグラムを作成. ビンの数をNとする.
2. 閾値が0のときのクラス間分散を計算しその値を Smax, そのときの閾値を Tmax とする.
3. for(i=1; i<N; i++) {
  1. 閾値がiのときのクラス間分散を計算しSとする.
$$\sigma_b^2 = \frac{\omega_1(m_1 - m_t)^2 + \omega_2(m_2 - m_t)^2}{\omega_1 + \omega_2}$$

平均  $m = \frac{1}{\omega} \sum_{i=1}^n x_i$   
分散  $\sigma^2 = \frac{1}{\omega} \sum_{i=1}^n (x_i - m)^2$

  2. もしも  $S > Smax$  ならば  $Smax = S$ ,  $Tmax = i$  とする.
4. }
5. Tmaxが大津の閾値となる.

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

### 大津の方法の問題点

✓ ヒストグラムが双峰性を持つ場合に非常に良い結果が得られる. つまり双峰性がない画像には向いていない.

単純閾値 大津法

✓ 画像全体のヒストグラムを使っているため背景の明るさ変化に弱い.

画像全体のヒストグラムを用いた大津法  
局所的ヒストグラムを用いた大津法

Shin Yoshizawa: shin@riken.jp

### 演習:大津法のプログラムを作ってみよう!

[www.riken.jp/brict/Yoshizawa/Lectures/index.html](http://www.riken.jp/brict/Yoshizawa/Lectures/index.html)  
[www.riken.jp/brict/Yoshizawa/Lectures/Ex03.zip](http://www.riken.jp/brict/Yoshizawa/Lectures/Ex03.zip)

演習6:

1. Ex03.zip内のOtsuBin.cxx: pgmファイルを大津の方法で二値化するプログラムの雛形ソースコード.
2. OtsuBin.cxx内のコメントを参考にプログラムを完成させる.
3. 「make」でコンパイル.
4. lena.pgm, Cameraman.pgm, Kanji\_Iri.pgmを大津の方法で二値化してみよう!

大津法の閾値: 118, 99, 127でもOK.: 演習のヒントに従うとこっち!

大津法の閾値: 117 大津法の閾値: 88 大津法の閾値: 126

# 来週の予定



[www.riken.jp/briect/Yoshizawa/Lectures/index.html](http://www.riken.jp/briect/Yoshizawa/Lectures/index.html)



① ラベリング・細線化.

② 演習.

③ 第2回レポート.

