

# デジタルメディア処理2

担当: 井尻 敬

## デジタルメディア処理2、2017（前期）

- 4/13 デジタル画像とは : イントロダクション
- 4/20 フィルタ処理1 : 画素ごとの濃淡変換、線形フィルタ
- 4/27 フィルタ処理2 : 非線形フィルタ, フーリエ変換, ローパスフィルタ, ハイパスフィルタ
- 5/04 画像の幾何変換1 : アファイン変換
- 5/11 画像の幾何変換2 : 画像の補間, イメージモザイク
- 5/18 画像領域分割 : 領域拡張法, 動的輪郭モデル, グラフカット法
- 5/25 **前半のまとめ (約30分)と中間試験 (約70分)**
- 6/01 特徴検出1 : テンプレートマッチング, コーナー検出
- 6/08 特徴検出2 : DoG特徴量, SIFT特徴量, ハフ変換
- 6/15 画像認識1 : パターン認識概論, サポートベクタマシン
- 6/22 画像認識2 : ニューラルネットワーク, 深層学習
- 6/29 画像符号化1 : 圧縮率, エントロピー, ランレングス符号化, MH符号化
- 7/06 画像符号化2 : DCT変換, ウェーブレット変換など
- 7/13 **後半のまとめ (約30分)と期末試験 (約70分)**

## Contents : 画像領域分割

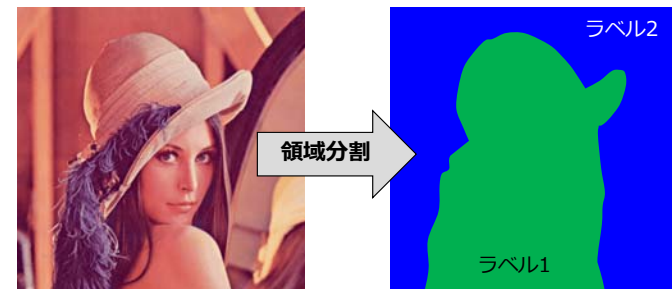
- 画像領域分割とは
- 閾値法
- 領域成長法
- クラスタリング
- 識別器
- 動的輪郭モデル
- グラフカット法
- 陰関数曲面再構成法

今回は多様な領域分割法を  
**広く浅く**紹介します

教科書10章に対応しますが  
井尻の専門分野なので教科書からは  
だいぶ外れた内容も紹介します

## 画像領域分割（Image Segmentation）とは

- 『画像領域分割』『画像領域抽出』『画像ラベリング』とも呼ばれる
- Vision/Graphics/Image Processing 分野において重要な研究分野
- デジタル画像の各画素にラベルをつける作業  
(ラベル画像を作る作業)



## Low-level と High-level segmentation

### Low-level segmentation

画像を特徴（色等）が一樣な  
局所領域に分割する作業



例：Water shed法

### High-level segmentation

画像内の目標物の領域を切り  
抜く作業

※両者の境界は曖昧で両者の意味を込めて  
『画像領域分割』と呼ぶのが一般的



例：Graph Cut法

## Low-level と High-level segmentation

### Low-level segmentation

意味のある固まりを抽出  
画像を圧縮  
処理の高速化  
(画素は直接処理するのに小さすぎる)



例：Water shed法

### High-level segmentation

画像編集（エフェクト適用）  
コラージュ  
シミュレーション用モデルの構築(3D)

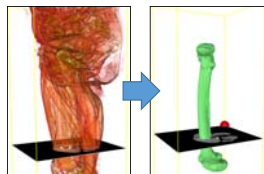


例：Graph Cut法

## 二値化と多値化

### 二値化

画像を前景・背景に分割

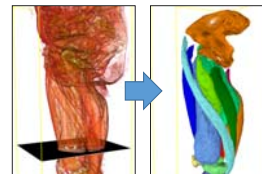


例)濃淡画像の白黒二値化



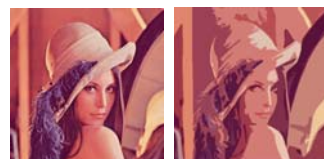
### 多値化

画像を複数領域に分割



画像のCTデータは  
理研より

例) ポスタリゼーション  
(階調数を削減し特殊効果を得る)



## 画像領域分割法の計算法による分類

- 閾値法 (Thresholding) : Tthresholding.exe
- 領域成長法 (Region Growing) : TRegionGrowing.exe
- クラスタリング (Clustering) : TClustering.exe
- クラス分類器 (Classifier) : ----
- 動的輪郭モデル (Active Contours) : TActiveContour.exe
- グラフカット法 (Graph Cut Segmentation) : TGraphCut.exe
- 曲面再構成法 (Surface Reconstruction) : TSurfaceReconstruction.exe

それぞれの手法をC++により実装しました  
各手法に対応するソフトウェアは右の.exe

## 画像領域分割法の計算法による分類

- 閾値法 (Thresholding) : Tthresholding.exe
- 領域成長法 (Region Growing) : TRegionGrowing.exe
- クラスタリング (Clustering) : TClustering.exe
- クラス分類器 (Classifier) : ----
- 動的輪郭モデル (Active Contours) : TActiveContour.exe
- グラフカット法 (Graph Cut Segmentation) : TGraphCut.exe
- 曲面再構成法 (Surface Reconstruction) : TSurfaceReconstruction.exe

※ 上記の各手法が独自の研究分野を築くほど広がりを持つ

例) Otsu et. al. 1975. ヒストグラムを用いた閾値法 の引用数 24103

例) Kass et. al. 1988. Active Contourの最初の論文の引用数 20320

例) Boykov et. al. 2001. Graph Cut法の初期の論文の引用数 3681

※ Google scholar (2017年2月14日時点)

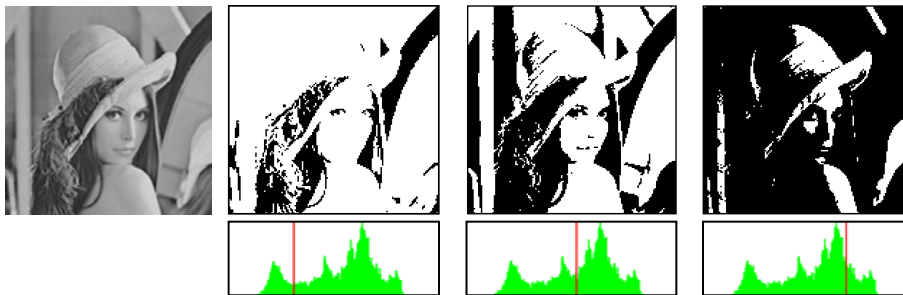
## Contents : 画像領域分割

### 画像領域分割とは

- 閾値法
- 領域成長法
- クラスタリング
- 識別器
- 動的輪郭モデル
- グラフカット法
- 陰関数曲面再構成法

## 閾値法とは

デモ : TThresholding.exe



閾値により画素に前景・背景ラベルを付ける  
閾値を自動的に計算する方法が研究される  
→ Pタイル法[1], 大津法[2], Sauvola法[3]...etc...

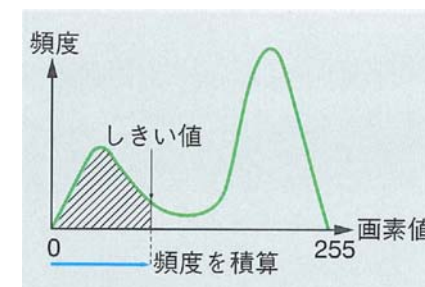
[1] CG-Arts協会. ビジュアル情報処理-CG・画像処理入門- 2012

[2] Otsu N.: A threshold selection method from gray-level histograms. IEEE SMC, 9, 1979, 62-66.

[3] J. Sauvola et. al., "Adaptive document image binarization," Pattern Recognition 33(2), 225-236, 2000.

## 閾値法 : P-タイル法

領域の占める画素数(割合)を入力して画像を二値化する



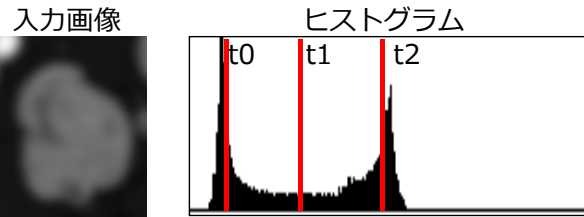
入力: 黒領域の画素数  $N$

1. ヒストグラムを構築
2. 下から頻度を積算し、画素数が  $N$  に達した値を閾値に

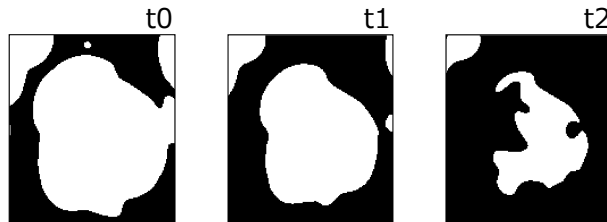
[ビジュアル情報処理CG-ARTS境界]

## 閾値法：大津法

デモ：TThresholding.exe



閾値をどこに置けばいい？  
二峰を真ん中で分割するのが理想



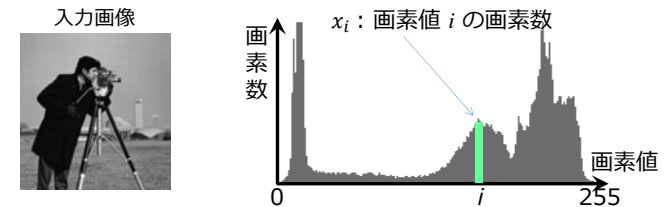
### 大津法

二峰性ヒストグラムを仮定し、  
二峰を最も良く2分割する閾値  
を自動計算する手法

引用数20kを超える論文

## 閾値法：大津法

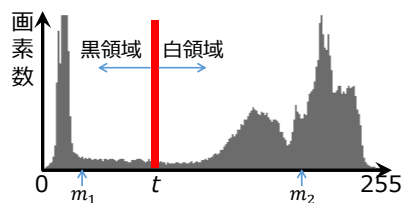
ヒストグラムの**分離度**を定義しこれを最大化する閾値を探す



画素数	平均	分散
$\omega = \sum_{i=0}^{255} x_i$	$m = \frac{1}{\omega} \sum_{i=0}^{255} x_i \times i$	$\sigma^2 = \frac{1}{\omega} \sum_{i=0}^{255} x_i \times (i - m)^2$

## 閾値法：大津法

ある閾値  $t$  で2領域に分離したとき...



	全体	黒領域	白領域
画素数	$\omega$	$\omega_1$	$\omega_2$
平均	$m$	$m_1$	$m_2$
分散	$\sigma^2$	$\sigma_1^2$	$\sigma_2^2$

黒領域

$$m_1 = \frac{1}{\omega_1} \sum_{i=0}^{t-1} x_i \times i$$

$$\sigma_1^2 = \frac{1}{\omega_1} \sum_{i=0}^{t-1} x_i \times (i - m_1)^2$$

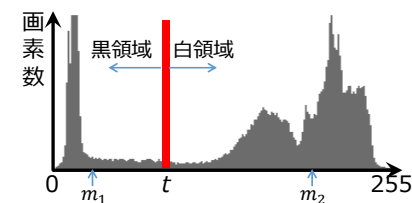
白領域

$$m_2 = \frac{1}{\omega_2} \sum_{i=t}^{255} x_i \times i$$

$$\sigma_2^2 = \frac{1}{\omega_2} \sum_{i=t}^{255} x_i \times (i - m_2)^2$$

## 閾値法：大津法

ある閾値  $t$  で2領域に分離したとき...



	全体	黒領域	白領域
画素数	$\omega$	$\omega_1$	$\omega_2$
平均	$m$	$m_1$	$m_2$
分散	$\sigma^2$	$\sigma_1^2$	$\sigma_2^2$

### クラス内分散

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

2領域の分散の平均値  
小さい方が良い分割

### クラス間分散

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

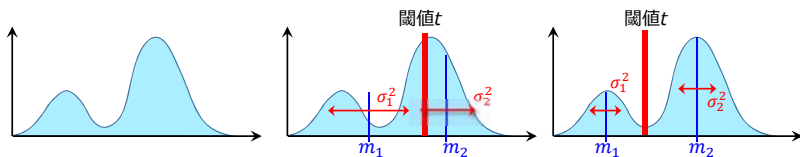
2領域の平均値の距離  
大きい方が良い分割

## 閾値法：大津法

$$\text{分離度} = \frac{\text{クラス間分散}}{\text{クラス内分散}} = \frac{\sigma_b^2}{\sigma_w^2}$$

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

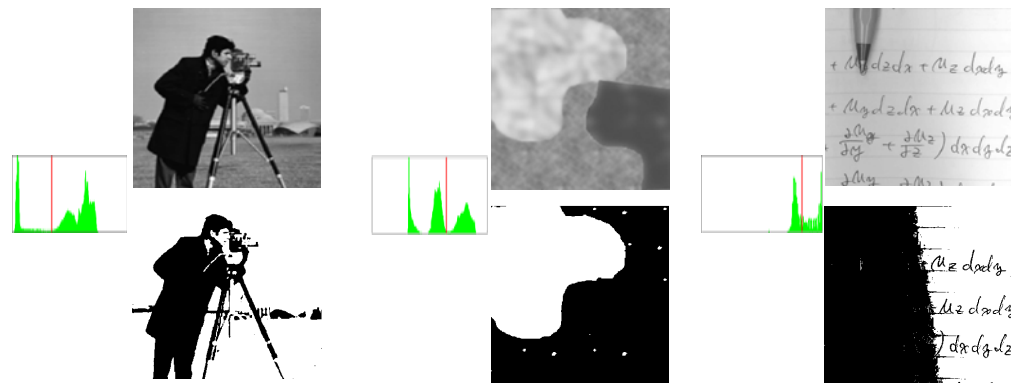
$$\sigma_w^2 = \frac{\omega_1\sigma_1^2 + \omega_2\sigma_2^2}{\omega_1 + \omega_2}$$



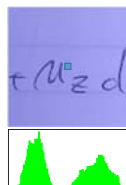
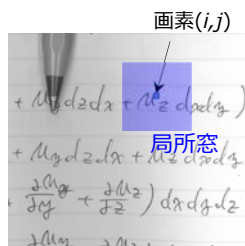
- 大津法**
- 1) 入力画像のヒストグラムを構築
  - 2) 閾値  $t$  を 1 から 254 まで動かし **分離度** を計算
  - 3) 分離度が最大になる閾値  $t_{max}$  で画像を分割

## 閾値法：大津法

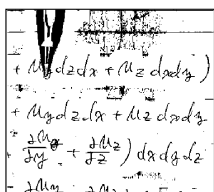
双峰性の高いヒストグラムを持つ画像には強い (そうでない画像には使えない)  
グラデーションに弱い



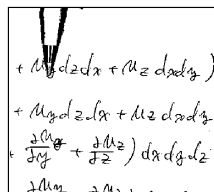
## 閾値法：Adaptive thresholding



各画素  $x_{ij}$  周囲の局所窓を考える  
窓内のヒストグラムから **その画素**  
用の閾値  $t_{ij}$  を計算



**大津法**：局所窓のヒストグラムから大津法を計算



**Sauvola法**：局所窓の平均値と分散  $\sigma^2$  から閾値  $t$  を計算

$$t_{i,j} = m_{i,j} \left( 1 + k \left( \frac{\sigma_{i,j}}{R} - 1 \right) \right)$$

$t_{i,j}$  : 画素  $i,j$  の閾値  
 $m_{i,j}$  : 窓内の平均  
 $\sigma_{i,j}^2$  : 窓内の分散  
 $R$  : 最大標準偏差 (= 128)  
 $k$  : パラメータ (= 0.2)

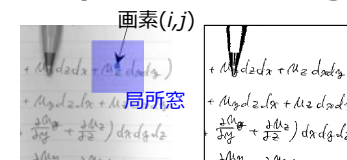
## まとめ：閾値法

### 大津法



$$\text{分離度} = \frac{\text{クラス間分散}}{\text{クラス内分散}} = \frac{\sigma_b^2}{\sigma_w^2}$$

### Adaptive thresholding



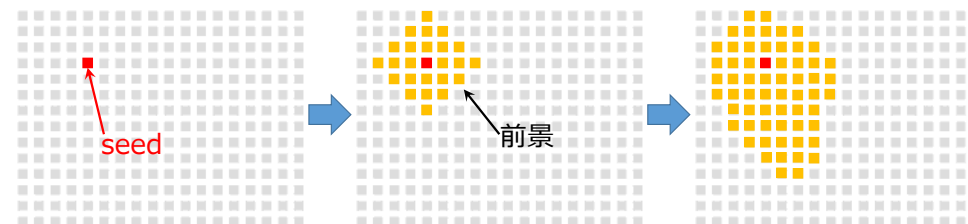
局所窓の情報を利用して閾値計算  
大津法 や Sauvola法

閾値により画素に前景ラベル・背景ラベルを付ける  
閾値を自動計算する手法 (Pタイル法, 大津法, Sauvola法) を紹介した

## Contents : 画像領域分割

- 画像領域分割とは
- 閾値法
- **領域成長法**
- クラスタリング
- 識別器
- 動的輪郭モデル
- グラフカット法
- 陰関数曲面再構成法

## 領域成長法の概要



- Seed画素から領域を徐々に成長させる (Seedは手で与えるか自動生成する)
- 局所的な規則に従って成長を止める
- Seed配置・成長規則について多くの研究がされている

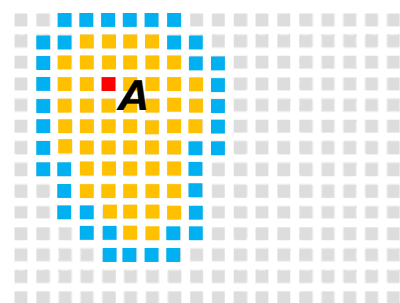
Adams R. et. al.: Seeded region growing. *IEEE PAMI* 16, 641-647, 1994.

Roerdink J.B.T.M., et. al.: The Watershed Transform: Definitions, Algorithms and Parallelization Strategies, 2000.

## 領域成長法: 二値化

■ Seed    ■ 境界画素 T

■ 現在の領域 A



kステップ後の状態

### 領域成長法(二値化)

入力: 複数のseed画素

1. Seed画素を前景領域に追加
2. 前景領域に隣接する画素 $x$ のうち次式を満たすもの前景領域に追加 $|c(seed) - c(x)| < r$  ※
3. 成長が止まるまで(2)を繰り返す

$c(seed)$  : seedの画素値

$c(x)$  : 画素 $x$ の画素値

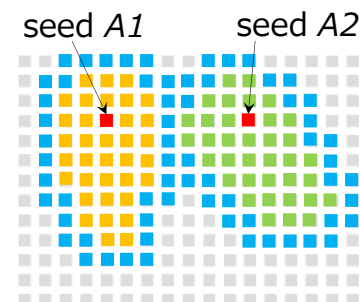
$r$  : パラメータ

※条件には様々なものが考えられる

## 領域成長法: 多値化

■ Seed    ■ 領域境界画素 T

■ 領域 A1    ■ 領域 A2



図はkステップ後の状態

### Seeded Region Growing

入力: 領域ID( $A1, \dots, An$ )の付いたSeed

1. 各Seedを領域 $A1, \dots, An$ の要素とする
2. 境界画素 $x$ とその隣接領域 $Ai$ のうち、次式が最小となる $x$ を $Ai$ に追加 $\delta(x) = |c(x) - c(Ai)|$
3. 全画素を追加するまで(2)を繰り返す

$c(x)$ :  $x$ の色

$c(Ai)$ :  $x$ が隣接する領域 $Ai$ の平均色

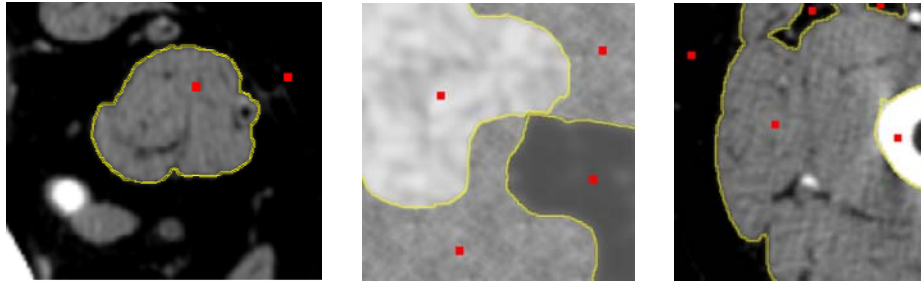
※2.において $x$ が複数領域に隣接する場合は境界ラベル(-1など)をつける

[Adams et. al. 1994]



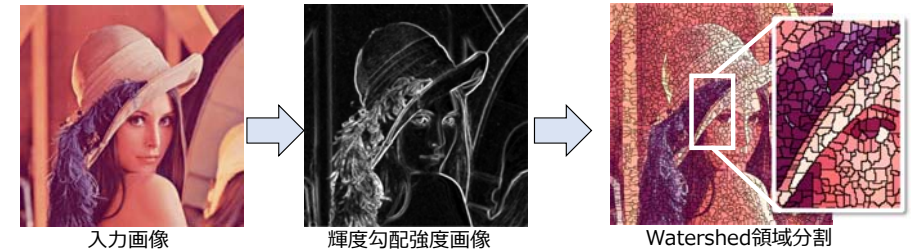
## 領域成長法の特徴

一様な画素値を持つ領域の分割に適する  
ぼけた境界では成長が止まりにくい

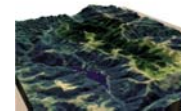


## 領域成長法: Watershed Algorithm

[Roerdink J.B.T.M., et. al.: 2000.]



勾配強度を高さに見なすと、勾配強度画像を地形と見なせる  
この地形の分水界を境界とする領域分割法

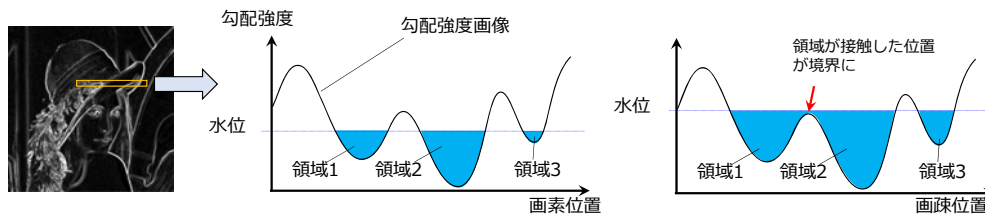


Watershed : 地形学における『分水界』を表す用語:

ある地形のある点に落ちた雨がどこに溜まるかを考える隣接しながらも溜まる先が異なる2点間を領域の境界に(左図はwikipediaより)

## 領域成長法: Watershed Algorithm

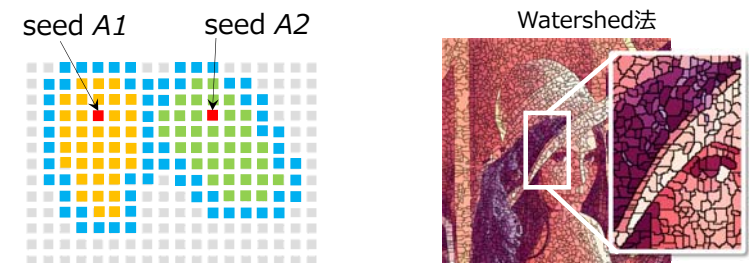
[Roerdink J.B.T.M., et. al.: 2000.]



勾配強度を高さと考え水を下から満たしていく  
徐々に水位を上げ隣接領域が接した部分を境界とする  
領域成長法という言葉で言う...

- 勾配強度の全ての局所最小点にSeedを配置
- 勾配強度の高い部分で境界が止まるように、全領域を同時に成長させる

## 領域成長法: まとめ



- 局所的な規則に従って領域を成長させる手法
- Seed配置・成長規則に関する研究がなされている
- 単純な二値化 / Seeded Region Growing(多値化)/Watershed法』を紹介

Adams R. et. al.: Seeded region growing. *IEEE PAMI* 16, 641-647, 1994.  
Roerdink J.B.T.M., et. al.: The Watershed Transform: Denitions, Algorithms and Parallelization Strategies, 2000.

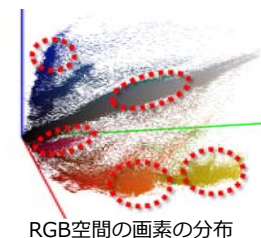
## Contents : 画像領域分割

- 画像領域分割とは
- 閾値法
- 領域成長法
- クラスタリング
- 識別器
- 動的輪郭モデル
- グラフカット法
- 陰関数曲面再構成法

SKIP

後半に詳しく解説する (予定)

## クラスタリングによる領域分割



RGB空間の画素の分布



12領域

画素を**特徴空間**に配置し、特徴空間内で**密集する画素集合 (クラスタ)**を発見し分割する

**特徴空間** : 色空間, Bilateral空間, テクスチャ空間, etc...

**有名な手法** : K-mean法[1], Mean shift法[2], Normalized Cut法[3], etc...

[1] 高木幹雄ら, 新編画像解析ハンドブック. 東京大学出版会, 2004.

[2] Comaniciu D. et. al.: Mean shift: A robust approach toward feature space analysis, *IEEE PAMI*, 24, 5(2002), 603-619.

[3] Shi J. et. al.: Normalized cuts and image segmentation. *IEEE PAMI*, 22, 8(2002), 888-905.

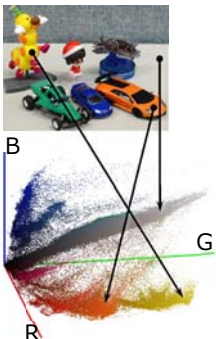
## 特徴空間とは

特徴空間 : 画像の局所的な特徴が張る空間のこと

デモ : TClustering.exe

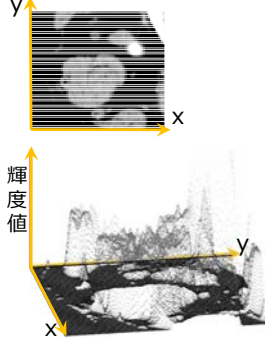
### RGB空間

$$p_i \rightarrow (R_i \ G_i \ B_i)^T$$



### Bilateral空間

$$p_i \rightarrow (p_{i,x} \ p_{i,y} \ I_i)^T$$



### Bilateral空間 (Color)

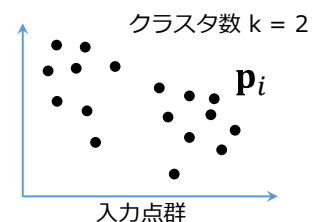
$$p_i \rightarrow (p_{i,x} \ p_{i,y} \ R_i \ G_i \ B_i)^T$$

※  $R_i \cdot G_i \cdot B_i \cdot I_i$  は画素  $p_i$  の R・G・B・輝度値

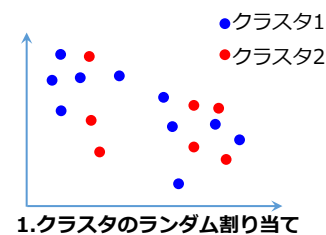
他にも...

テクスチャ特徴/HOG  
/SIFT/HLAC/CHLAC/等

## k-means clustering (k-平均法)



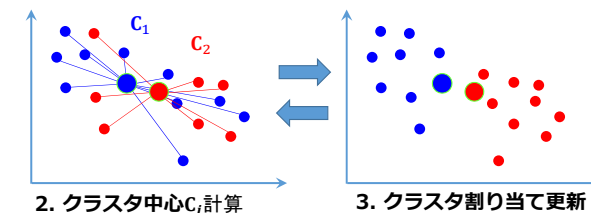
入力点群



1. クラスタのランダム割り当て

入力 : 特徴空間の点群  $p_i$ , クラスタ数  $k$

1. 各点  $p_i$  にクラスタIDをランダムに割り当てる
2. クラスタ中心  $c_j$  をクラスタの重心に移動
3. 各点  $p_i$  を中心  $c_j$  が最も近いクラスタに割り当てる
4. 変化がなくなるまで2,3を繰り返す

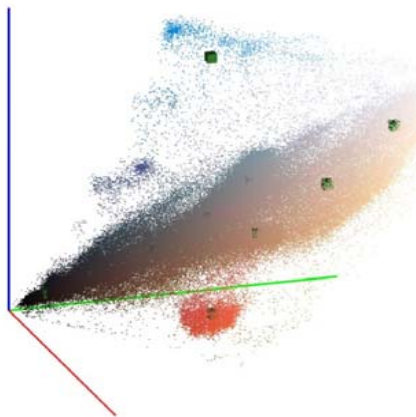


2. クラスタ中心  $c_j$  計算

3. クラスタ割り当て更新



## k-means clustering (k-平均法)



### ◆利点

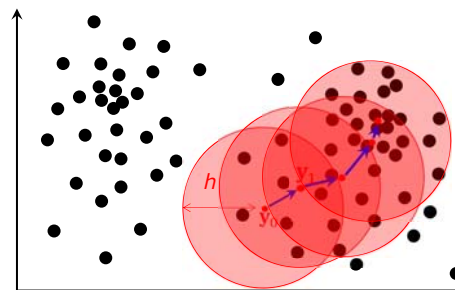
- アルゴリズムが単純で実装が楽
- サイズの小さなクラスタ分割が行える

### ◆欠点

- 初期割り当てに結果が依存
- 多様なクラスタ形状を扱えない
- クラスタ数 $k$ が既知の必要あり

## Mean-Shift Clustering (平均シフト法)

点群  $\mathbf{p}_i \ i = 1, 2, \dots, N$



### Mean Shift Procedure (MSP)

点  $\mathbf{y}_0$  付近の点群密度の局所最大点を発見

入力：点群  $\mathbf{p}_i$ , 初期点  $\mathbf{y}_0$ , バンド幅  $h$

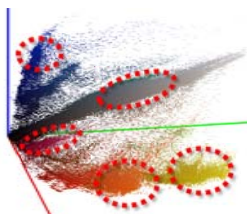
1.  $\mathbf{y}_{k+1} \leftarrow \frac{\sum_{i=1}^N g_i \mathbf{p}_i}{\sum_{i=1}^N g_i}$   $g_i = \begin{cases} 1 & \|\mathbf{p}_i - \mathbf{y}_k\| \leq h \\ 0 & \|\mathbf{p}_i - \mathbf{y}_k\| > h \end{cases}$
2.  $\|\mathbf{y}_{k+1} - \mathbf{y}_k\| < \text{閾値}$  まで 1 を繰り返す

### Mean Shift Clustering

**方法1.** 各画素位置  $\mathbf{p}_i$  からMSPを行い、近い点に収束した画素を同一クラスタにする

**方法2.** 特徴空間内に格子状に配置した点群  $\mathbf{x}_i$  にMSP行う。同じ点に収束するカーネルが通った画素を同一クラスタにする

## クラスタリングによる領域分割：まとめ



RGB空間の画素の分布



12領域

画素を**特徴空間に射影**し、その特徴空間内で**密度の濃い部分**を同一領域として分割する

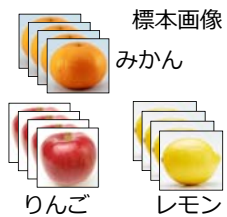
- **特徴空間の選択とクラスタの発見法**が大切
- 教師無し（正解データセット無し）学習の一種
- k-平均法, Mean Shift法 を紹介した

## Contents：画像領域分割

- 画像領域分割とは
- 閾値法
- 領域成長法
- クラスタリング
- **識別器**
- 動的輪郭モデル
- グラフカット法
- 陰関数曲面再構成法

SKIP

後半に詳しく解説する（予定）



## 識別器による領域分割

ラベル付けされた標本画像（教師データ）から分類法則を学習し、未知画像にラベル付け

1. 教師データを特徴空間に射影する
2. 特徴空間を教師データに基づき分割
3. 未知画像を特徴空間に射影し、事前に生成した特徴空間の分割に基づき未知画像のラベルを決定

