

セグメンテーション I

セグメンテーション(segmentation)

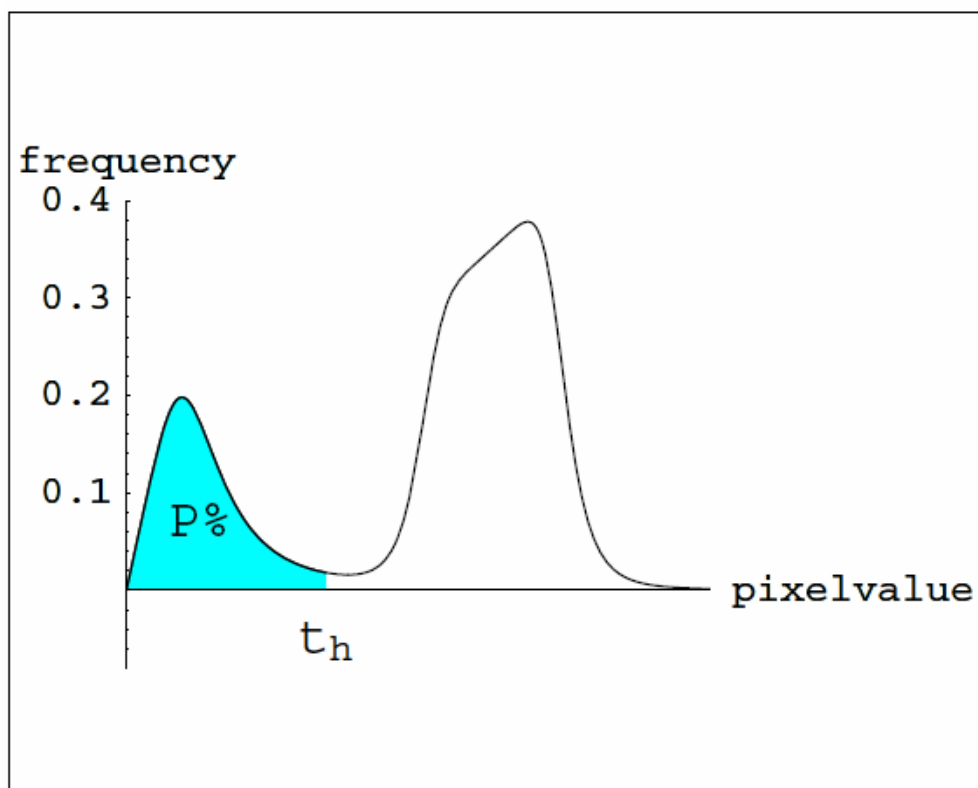
- 画像中からある規則性を持ったパターンを抽出する処理(この特徴的なパターンをトークン)
- トークン
 - 2次元パターンである領域(region)
 - 1次元パターンである線分(segment)
- トークン抽出処理
 - 閾値処理
 - クラスタリング
 - 領域分割処理
 - エッジ検出処理
 - 線分抽出処理

閾(しきい)値処理

- 画素値に基づいて、画像を2つ以上の領域に分けること
 - 単純閾値法
 - P タイル法
 - モード法
 - 正規分布へのあてはめ
 - 判別分析法

Pタイル法

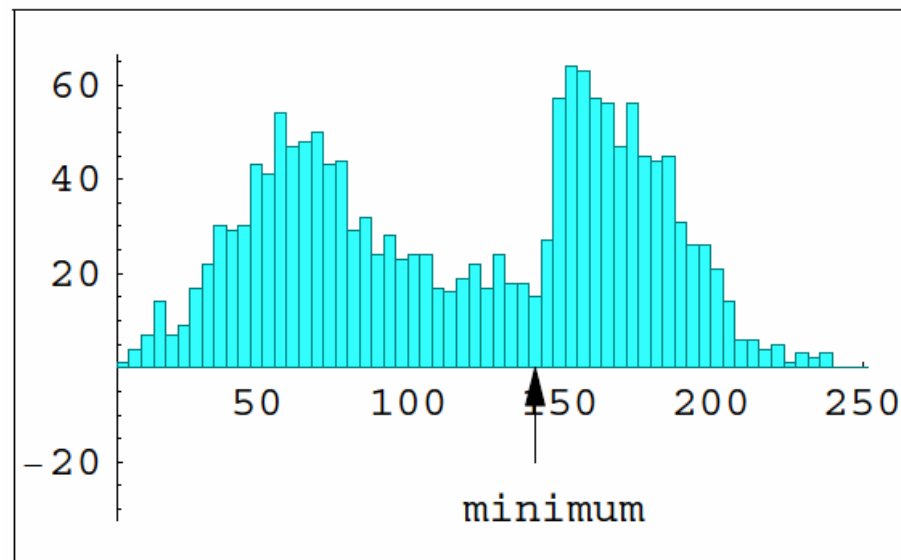
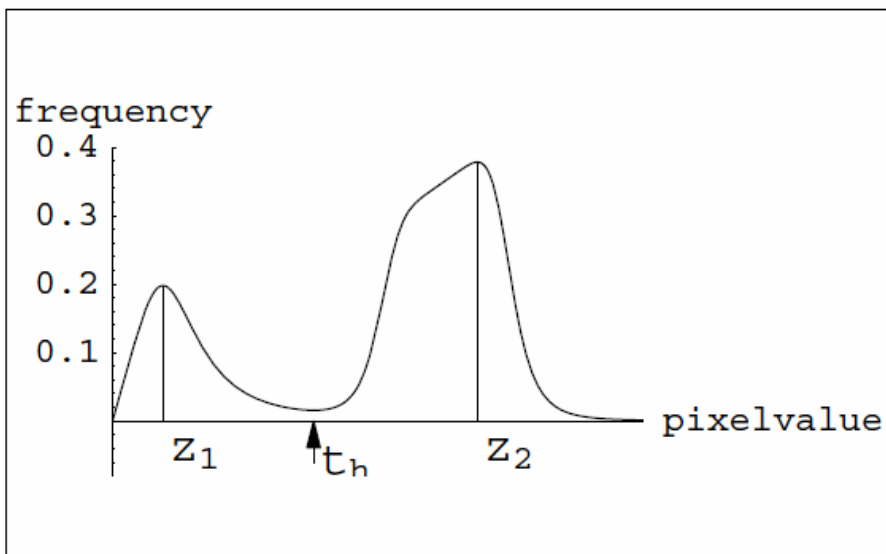
- 対象物体が画像中に占める領域がその画像全体のピクセルの $p\%$ であると分かっている場合



モード法

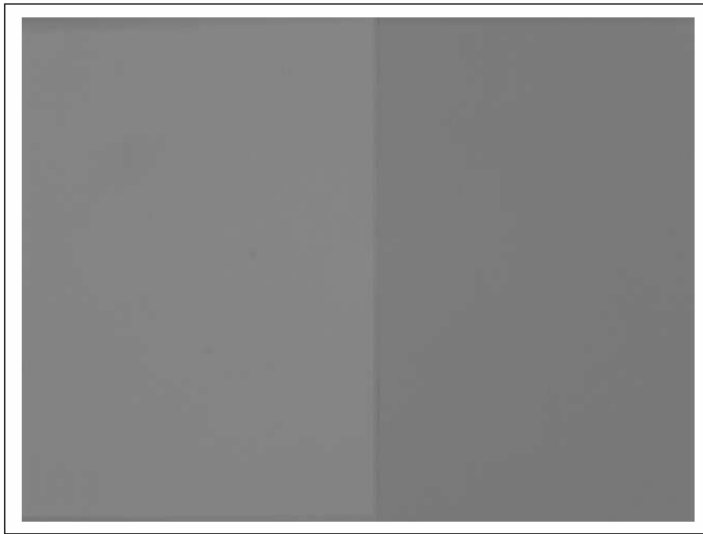
- モード法(mode method)
 - 閾値の値 t_h を二つの山のピーク位置 z_1, z_2 の間にある最も深い谷とする
 - ヒストグラムが滑らかではないので, 2つの式を満たすとき, t_h が閾値であると判定

$$z_1 \leq t_h \leq z_2$$
$$\frac{h(t_h)}{\min\{h(z_1), h(z_2)\}} \leq \theta$$

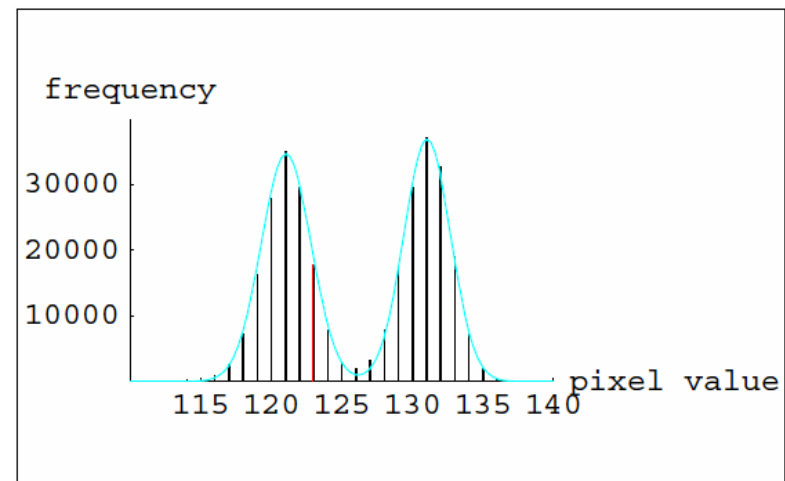


正規分布へのあてはめ

- 物体と背景が明確な画像
 - それぞれの画素値の分布が重なっているので一般的には双峰なヒストグラムを持つ.
 - 本手法では, 双峰ヒストグラムを, 二つの正規分布の和と考え, これら二つの正規分布のパラメータを求めることにより閾値を決定



明るさの違う 2 枚の紙



画像のヒストグラムと正規分布あてはめ

正規分布へのあてはめ

- 二つの正規分布についてそれぞれ平均を μ_1, μ_2 , 標準偏差を σ_1, σ_2 、正規分布 $p_1(\mu_1, \sigma_1), p_2(\mu_2, \sigma_2)$ は、それぞれ

$$p_1(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_1} e^{-\frac{(z-\mu_1)^2}{2\sigma_1^2}}$$

$$p_2(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_2} e^{-\frac{(z-\mu_2)^2}{2\sigma_2^2}}$$

と表せる. 重みを $\theta, (1-\theta)$ とすると、分布関数は

$$p(z) = \theta p_1(z) + (1 - \theta) p_2(z)$$

正規分布へのあてはめ

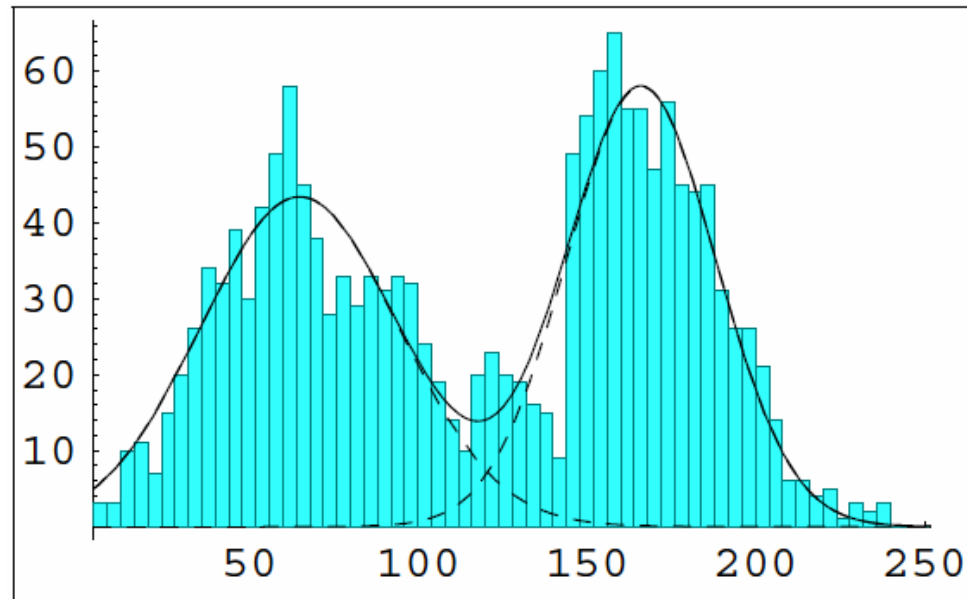
閾値は、 μ_1 から μ_2 の間の $p(z)$ の最小値から導き出すことができ、この分布に従っているとき平均と分散は

$$\begin{aligned}\mu &= \int z p(z) dz \\ &= \int z (\theta p_1(z) + (1 - \theta) p_2(z)) dz \\ &= \int z \theta p_1(z) dz + \int z (1 - \theta) p_2(z) dz \\ &= \theta \mu_1 + (1 - \theta) \mu_2\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\sigma^2 &= \int (z - \mu)^2 p(z) dz \\ &= \int z^2 p(z) dz - \mu^2 \\ &= \int z^2 (\theta p_1(z) + (1 - \theta) p_2(z)) dz - (\theta \mu_1 + (1 - \theta) \mu_2)^2 \\ &= \theta(\sigma_1^2 + \mu_1^2) + (1 - \theta)(\sigma_2^2 + \mu_2^2) - (\theta \mu_1 + (1 - \theta) \mu_2)^2 \\ &= \theta \sigma_1^2 + (1 - \theta) \sigma_2^2 + \theta \mu_1^2 + (1 - \theta) \mu_2^2 - (\theta^2 \mu_1^2 + 2\theta(1 - \theta) \mu_1 \mu_2 + (1 - \theta)^2 \mu_2^2) \\ &= \theta \sigma_1^2 + (1 - \theta) \sigma_2^2 + \theta(1 - \theta) \mu_1^2 + \theta(1 - \theta) \mu_2^2 - 2\theta(1 - \theta) \mu_1 \mu_2 \\ &= \theta \sigma_1^2 + (1 - \theta) \sigma_2^2 + \theta(1 - \theta) (\mu_1 - \mu_2)^2\end{aligned}$$

正規分布へのあてはめ

- 最小二乗法による解法
 - 画像のヒストグラム $h(z)$ が正規分布 p_1, p_2 の混合であるという制約条件の下で $\theta, \mu_1, \mu_2, \sigma_1, \sigma_2$ を $h(z)$ と $p(z)$ の誤差が最小になるように推定
 - パラメータの条件
 - $|\mu_1 - \mu_2|$ は十分大きい
 - $\frac{\sigma_1}{\sigma_2} \approx 1$



判別分析

- ヒストグラムの異なる二つのクラス間分散を最大にする値を閾値とする

画像の画素数を N とし各画素は、 m レベルの画素値を持つとする. このとき画素値 z を持つ画素数を $h(z)$ とすると、

$$N = \sum_{z=0}^m h(z).$$

画素値 z の画素の出現確率を

$$p(z) = \frac{h(z)}{N}$$

判別分析

- ヒストグラムを画素値 t_h において二つのクラス C_0, C_1 に分けるとすると, それぞれのクラスの出現確率 ω_0, ω_1 と, 平均値 μ_0, μ_1 はそれぞれ

$$\omega_0 = \sum_{z=0}^{t_h} p(z) \equiv \omega(t_h)$$

$$\omega_1 = \sum_{z=t_h+1}^m p(z) \equiv 1 - \omega(t_h)$$

$$\mu_0 = \sum_{z=0}^{t_h} zp(z|C_0) = \sum_{z=0}^{t_h} \frac{zp(z)}{\omega_0} = \frac{\mu(t_h)}{\omega(t_h)}$$

$$\mu_1 = \sum_{z=t_h+1}^m zp(z|C_1) = \sum_{z=k+1}^m \frac{zp(t_z)}{\omega_1} = \frac{\mu - \mu(t_z)}{1 - \omega(t_z)}$$

判別分析

ここで

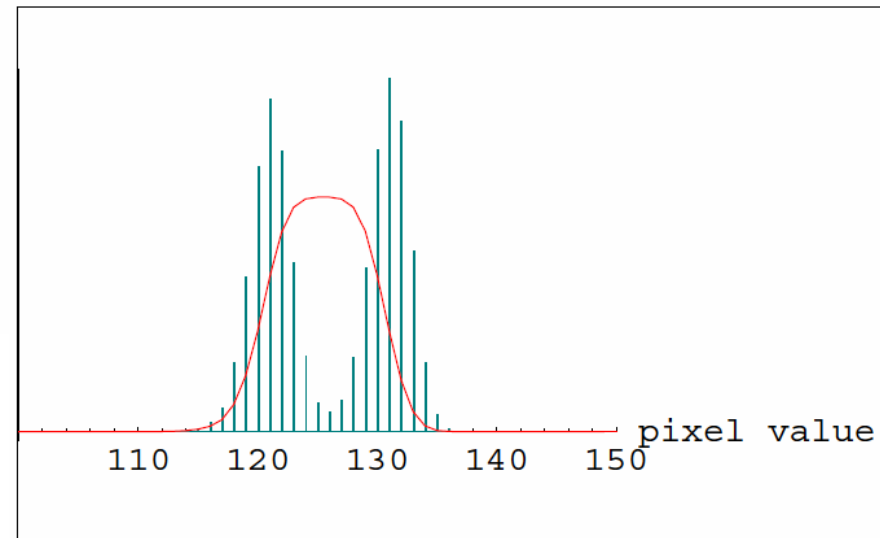
$$\mu = \sum_{z=0}^m zp(z) = \omega_0\mu_0 + \omega_1\mu_1$$

$$\mu(t_h) = \sum_{z=0}^{t_h} zp(z)$$

二つのクラス間分散は

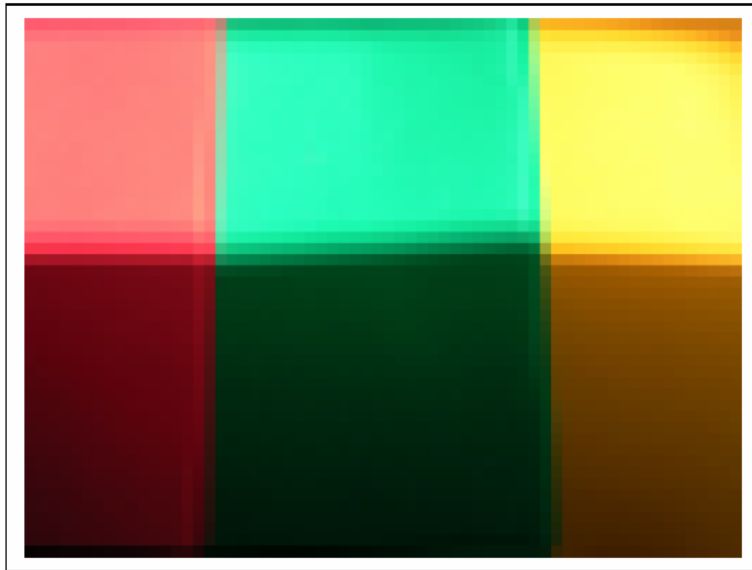
$$\begin{aligned}\sigma^2(t_h) &= \omega_0(\mu_0 - \mu)^2 + \omega_1(\mu_1 - \mu)^2 \\ &= \omega_0\omega_1(\mu_1 - \mu_0)^2 \\ &= \frac{\{\mu\omega(t_h) - \mu(t_h)\}^2}{\omega(t_h)(1 - \omega(t_h))}\end{aligned}$$

$\sigma^2(t_h)$ が最大になるように t_h を決定

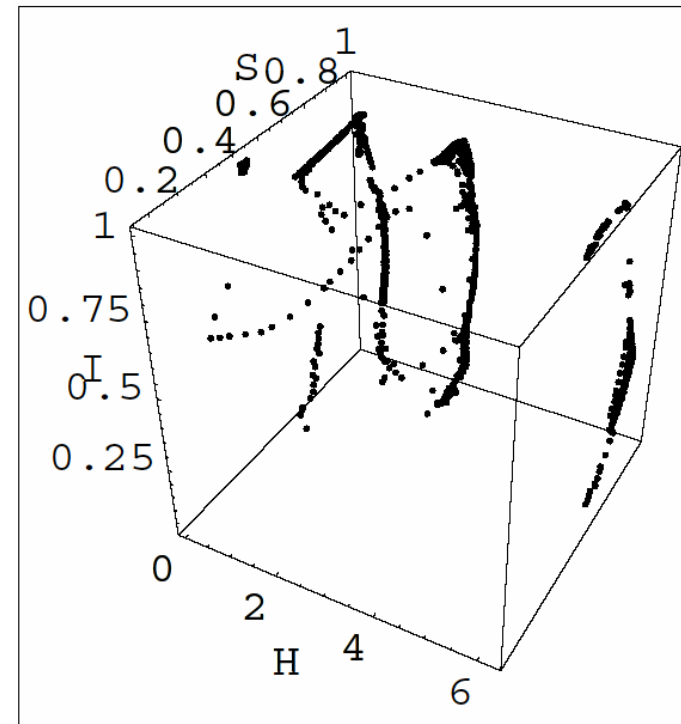


クラスタリング

- 入力画像があるとき, これをHSI 空間でプロットすると画像の3つの領域に対応した3つのクラスタに分離している



入力画像



HSI 空間

クラスタリング

- K 個の領域に分割されることが分かっている場合、K-means 法の適用が可能
 1. K 個のクラスタの仮の重心位置を設定
 2. 全てのデータを、最も近いクラスタ重心のクラスタに分類
 3. 各クラスタに所属するデータを用いて重心を計算
 4. 新たに計算した重心位置が設定した重心と変わらなければ終了、そうでなければ2 に.

領域分割処理

- 画像の分類に画素値だけでなく、空間的な位置関係を用いるような手法
 - 領域拡張法(region growing method)
 - 画素から出発して空間的に近い画素から処理を行って自分と似ているものを取り込む
 - 再帰的閾値処理法
 - 画像全体から出発して再帰的に分割

領域拡張法

- 画素値が等しい隣接画素を結合して、画素値が一定の小領域を得る.
- 次に隣接する小領域間で、ある基準のもと同一領域と看做せる場合、その領域を統合
 - 例えば小領域1,2 があるとき、その小領域の特徴として小領域内の平均画素値の差

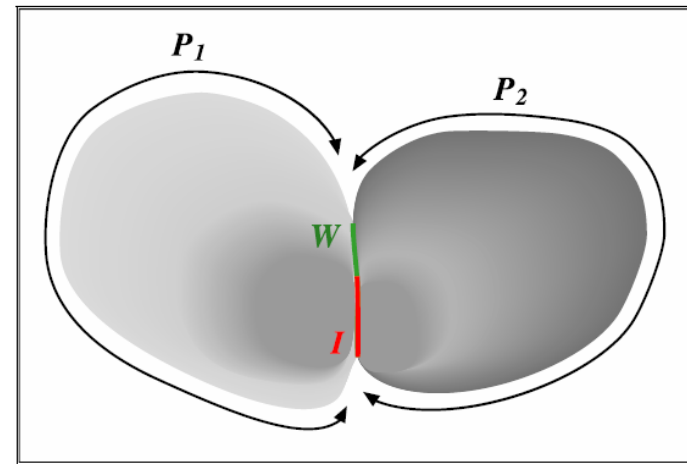
- $|\bar{q}_1 - \bar{q}_2|$

- や、小領域の形状に関する

- $\frac{W}{\min(P_1, P_2)}$

- $\frac{W}{I}$

を評価関数として用いる.



P_1, P_2 : 周囲長,

I : 共有境界線の長さ

W : I の中で画素値の差が、ある閾値より小さい境界の長さ

再帰的閾値処理法

- 画素に複数の種類の特微量が与えられているときに、画像全体を1つの領域と考え、画素値をもとに分割して行く手法
- 領域に対する特微量のヒストグラムが全ての特徴に対して単峰になるように分割

再帰的に繰り返すことで実現

1. 画像全体を一つの領域としてキューに入れる.
2. キューから領域を取り出す. キューが空ならば処理を終了
3. 取り出した領域に対して全ての特微量についてヒストグラムを計算
4.
 - 4.1 どの特微量でもヒストグラムが単峰→何もせず
 - 4.2 単峰でない場合→ヒストグラムの谷が最もはっきりしている特微量で連結領域に分割. キューへ入れ2. へ.