



講義内容

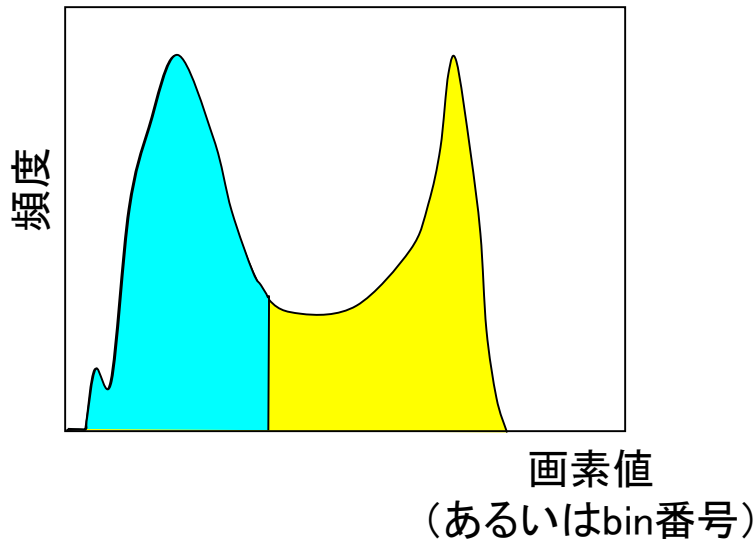
- 閾値法, k-mean法
- 領域拡張法
- SNAKE法



Pタイル法・モード法

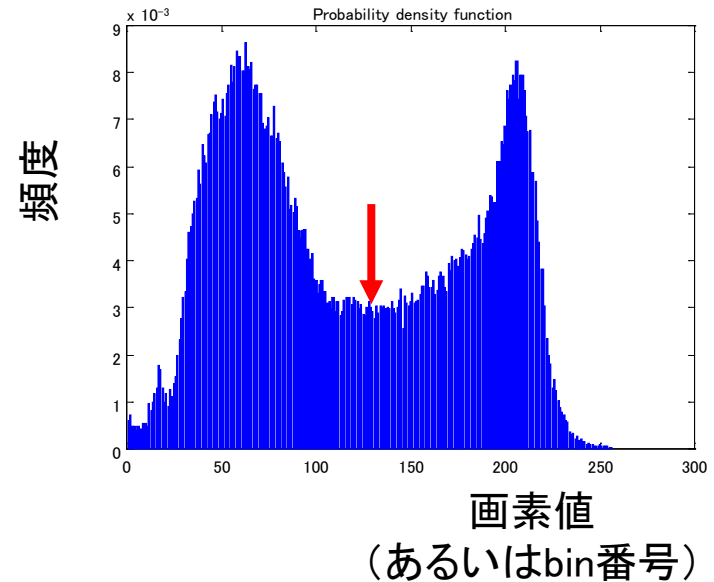
Pタイル法

画像内で対象物の占める面積(Pパーセント)があらかじめわかっているとき、濃度ヒストグラムを作成し、濃度値の累積分布が全体のPパーセントとなる濃度値を見つけ、この値を閾値とする。



モード法

画像の輝度ヒストグラムを調べ、その分布のモード(頻値輝度)間の谷をしきい値とする。



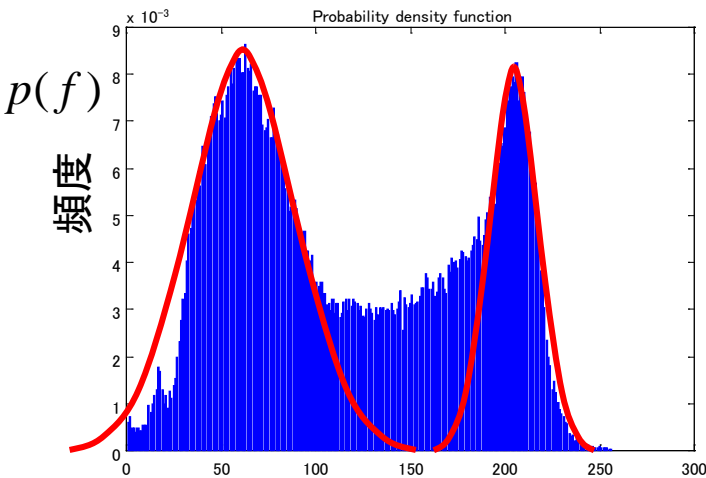


正規分布へのあてはめ

ヒストグラムが複数の正規分布の和でモデル化できる場合、それら正規分布のパラメータを求めることにより閾値を決定

モデル式

$$p(f) = P_1 p(f | \omega_1) + P_2 p(f | \omega_2) + \dots \\ = P_1 \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_1}} \exp\left(-\frac{(f - \mu_1)^2}{2\sigma_1^2}\right) + P_2 \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_2}} \exp\left(-\frac{(f - \mu_2)^2}{2\sigma_2^2}\right) + \dots$$



求めるべきパラメータ:

P_1, P_2, \dots : 各カテゴリーの事前確率

$\{\mu_1, \sigma_1\}, \{\mu_2, \sigma_2\}, \dots$: 各カテゴリーの正規分布パラメータ

たとえば、EMアルゴリズムを用いてこれらのパラメータを最尤推定できる。



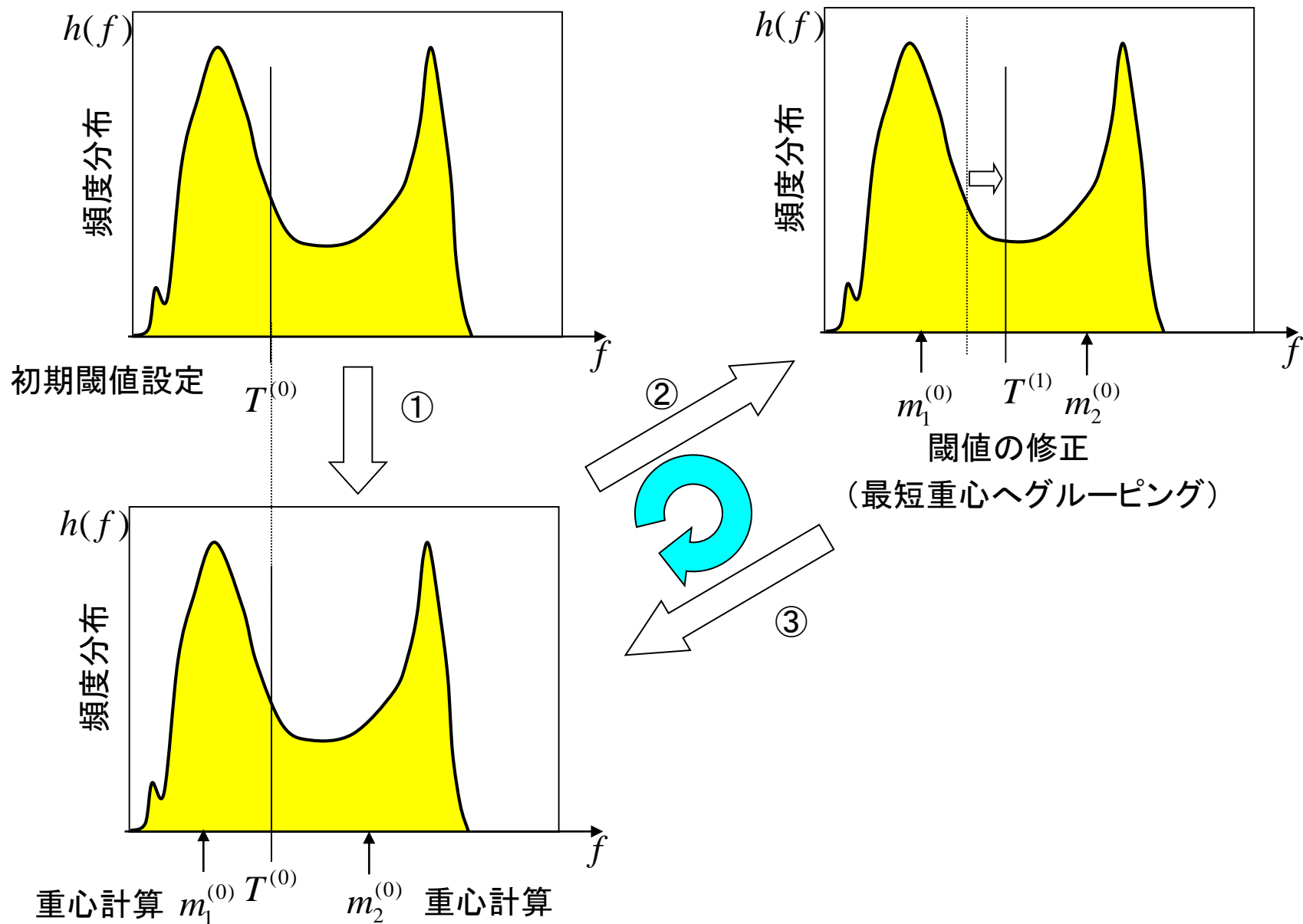
f 画素値
(あるいはbin番号)

(この例はあてはまり
があまりよくない)

モデル式が決まったら、誤差を最小にするしきい値が計算される。

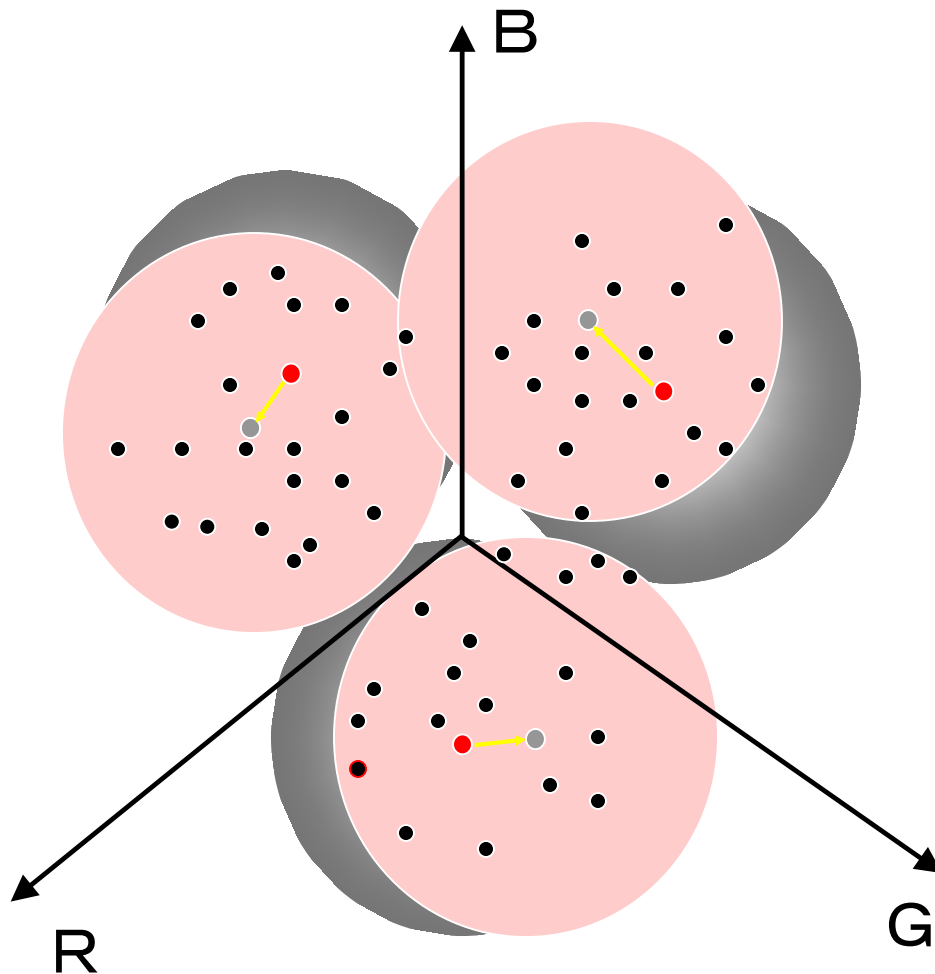


K-means法 (モノクロ画像の領域分割)





色の分布に合わせて、自動的に領域分割する方法



1. 初期クラスタ中心の設定



2. 各画素の色座標とクラスタ中心との距離を調べ、最も近い点に属するとし、各領域に分ける。



3. 領域ごとに平均階調値を求め、その点を新しいクラスタ中心とする。



4. すべてのクラスタ中心が動かなくなるまで2、3を繰り返す。



判別分析法：Otsu's method

N. Otsu, IEEE Trans. Sys., Man, and Cyber., 9(1), pp. 62-66, 1979

判別分析法：分布の分離度が大きくなるようにしきい値を決める方法

仮に定めたしきい値によってクラス分けをし、その結果の統計量(平均や分散)を計算.

分離度を評価して、これが最大になるようにしきい値を修正する.

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

クラス内分散

$$\sigma_w^2 = \omega_0 \sigma_0^2 + \omega_1 \sigma_1^2$$

(各クラスでの分散の平均値)

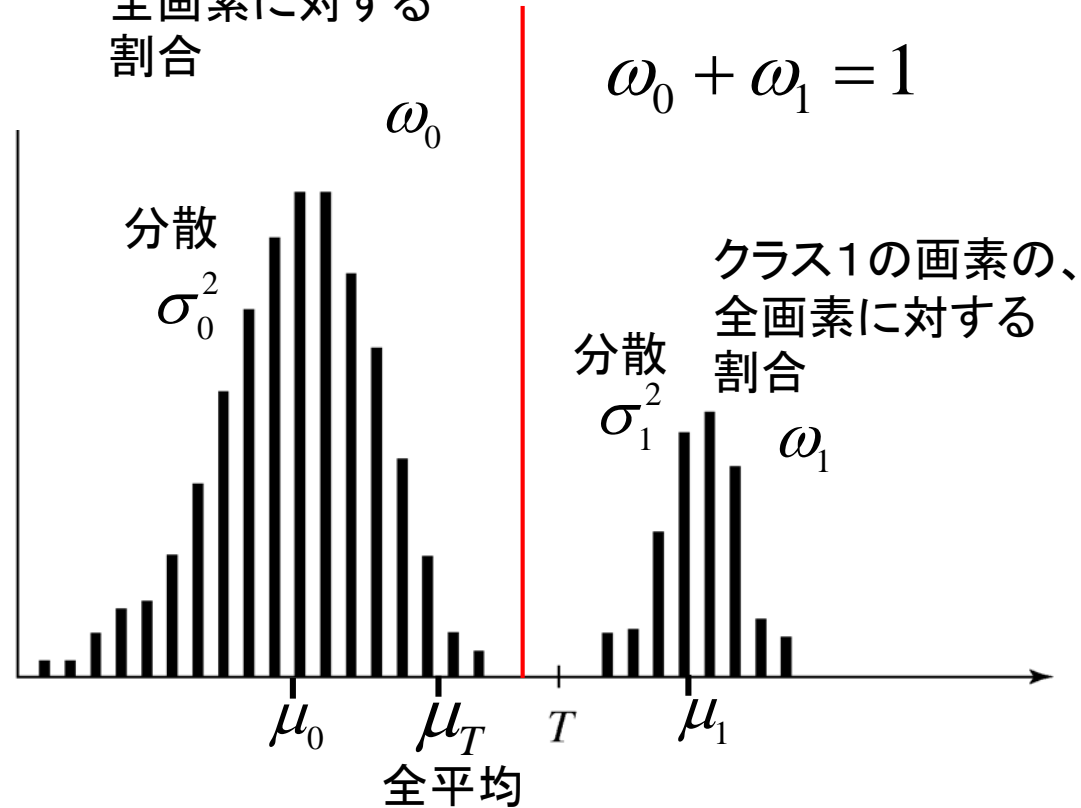
クラス間分散

$$\sigma_B^2 = \omega_0 (\mu_0 - \mu_T)^2 + \omega_1 (\mu_1 - \mu_T)^2$$

(各クラスの平均と全平均の差の2乗の期待値)

クラス0の画素の、
全画素に対する
割合

$$\omega_0 + \omega_1 = 1$$





クラス間分散＋クラス内分散＝全分散

$$\text{分離度} = \frac{\text{クラス間分散}}{\text{クラス内分散}} = \frac{\text{クラス間分散}}{\text{全分散} - \text{クラス間分散}}$$

分離度を最大にするには、クラス間分散を最大にするしきい値を求めればよい。

クラス間分散

$$\begin{aligned}\sigma_b^2 &= \omega_0(\mu_0 - \mu_T)^2 + \omega_1(\mu_1 - \mu_T)^2 \\ &= \omega_0\omega_1(\mu_1 - \mu_0)^2\end{aligned}$$

この値を最大にするしきい値を全数検索によって探せばよい。



目的:

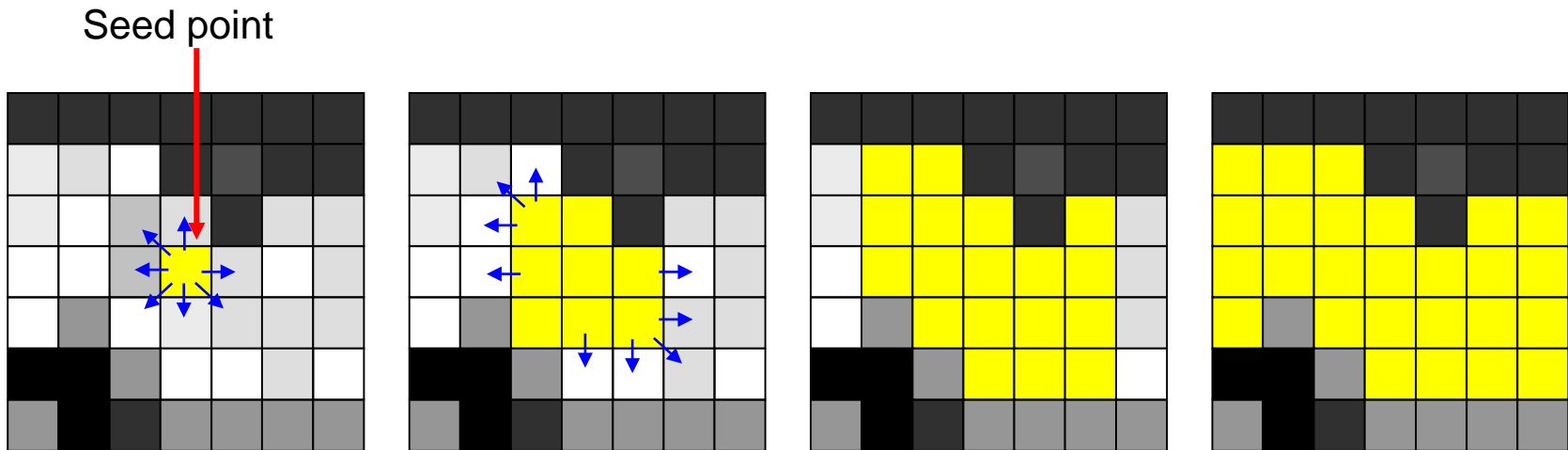
あらかじめ設定した画素値に関する条件, たとえば

$$f(x, y) > T \quad (T \text{はしきい値}),$$

を満足する, 空間的に連続する領域をひとかたまりの領域として認識すること.

方法:

- ① 画素値に関する条件を満足する画素をマニュアルにより決定し, ひとつのラベルをつける(種子点: seed point).
- ② 近傍の点で条件を満足する画素に同一のラベルをつける.
- ③ ②を繰り返す.

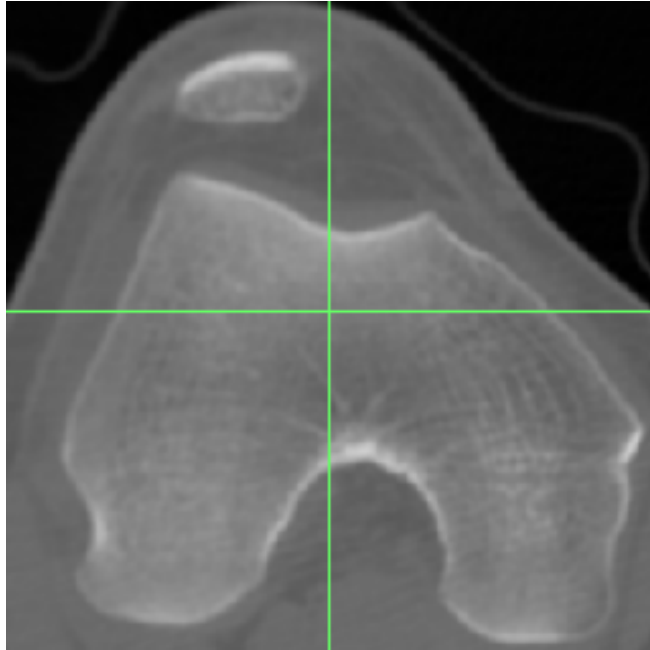


利点:

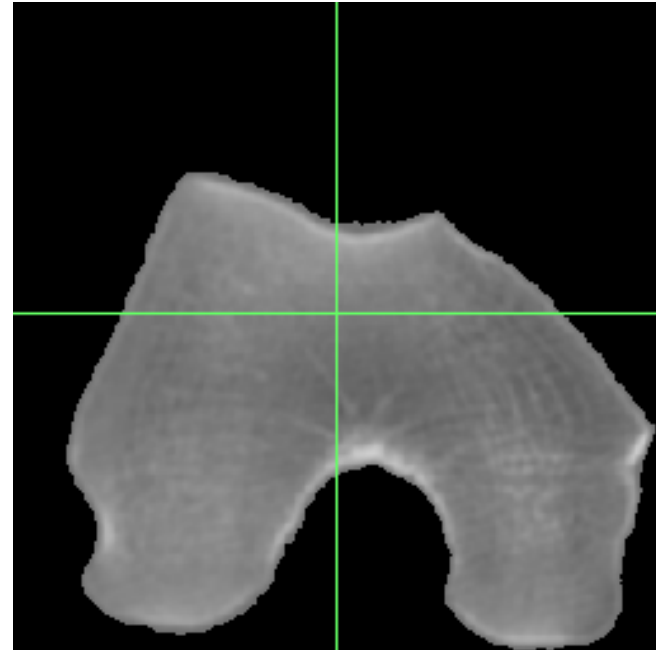
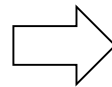
理論がシンプルで抽出処理の処理時間が早い

領域拡張法の処理例

CT画像から膝関節骨部領域を抽出



元画像



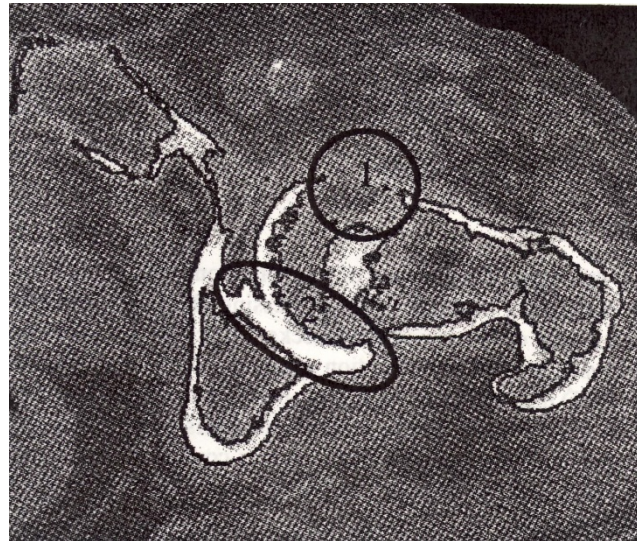
処理画像

直線の交点をシード点として、
閾値以上の画素値をもつ連結
画素を抽出

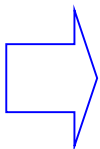
画素値のみを参照して抽出しているため、

- 抽出対象の近傍に同程度の画素値を持った物体があるときの誤抽出 (抽出対象外との連結)

- ノイズなどの影響による不連続な抽出
 が起きる



Yan Kang, Klaus Engelke, and Willi A. Kalender, "A New Accurate and Precise 3-D Segmentation Method for Skeletal Structures in Volumetric CT Data, IEEE Trans. Med. Im., Vol.22, No.5, MAY 2003

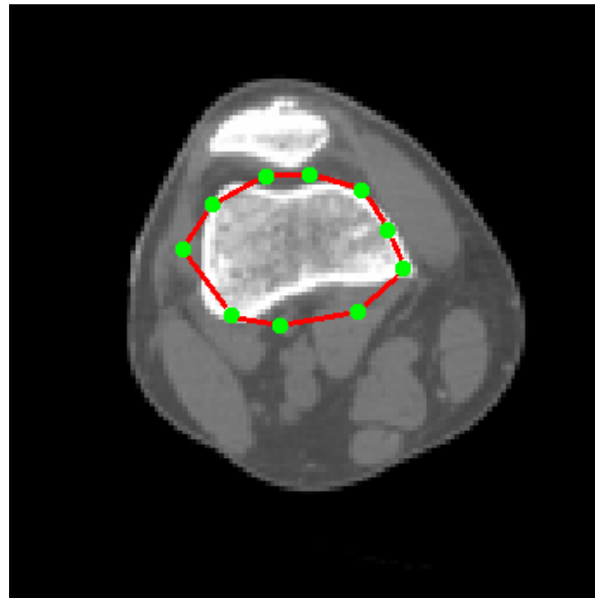


誤抽出, 抽出の不連続を抑えるために画像ごとの最適な閾値決定法や, 不連続に抽出された部分の連結処理の改良などが研究されている.

Snakeアルゴリズム

1988 Kassらにより提案された動的輪郭モデル

画像平面上のある曲線上で、内部エネルギー、画像エネルギーの線形和として表されるエネルギー関数を用い、エネルギー関数が最小となるようにその形状を修正し、輪郭線の抽出を行う。



スネークの輪郭抽出モデル

Stammberger, Magnetic Resonance
Imaging, 17, 7, pp. 1033-1042, 1999



$\mathbf{u}(s)$: Snake曲線

M. Kass et al, Snakes: active contour models, Intern. J. Computer Vision, 1, 4, pp.321-331 (1988)

$$\mathbf{u}(s) = (x(s), y(s)), s \in [0,1] \quad (\mathbf{u}(0) = \mathbf{u}(1))$$

エネルギー関数: $E_{\text{snake}} = E_{\text{int}}(\mathbf{u}) + E_{\text{ext}}(\mathbf{u}) \rightarrow \min$

内部エネルギー: $E_{\text{int}}(u) = \int_0^1 (\alpha |u_s(s)|^2 + \beta |u_{ss}(s)|^2) ds \rightarrow$ 曲線自体が持つべき性質を制御

$u_s(s)$: Membrane energy ; 曲線の広がり

$u_{ss}(s)$: Thin-plate energy ; 曲線の曲がり具合

外部エネルギー: $E_{\text{ext}}(u) = \int_0^1 P(u(s)) ds \rightarrow$ (曲線近傍の)画像の特徴量

$$P(u(s)) = P_I + P_G + P_E$$

$$P_I = \pm \gamma I(u(s))$$

$$P_G = -\zeta |\nabla(G_\sigma(u(s)) * I(u(s)))|$$

$$P_E = -\eta e^{-d(u(s))^2}$$

$I(u(s))$: 画像の画素値

$G_\sigma(u(s))$: ガウス関数

$$\left[G(x, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left[-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right] \right]$$

$d(u(s))$: エッジとの距離

$\alpha, \beta, \gamma, \zeta, \eta$: 正の定数



内部エネルギーの意味

$\mathbf{u}(s)$: Snake曲線

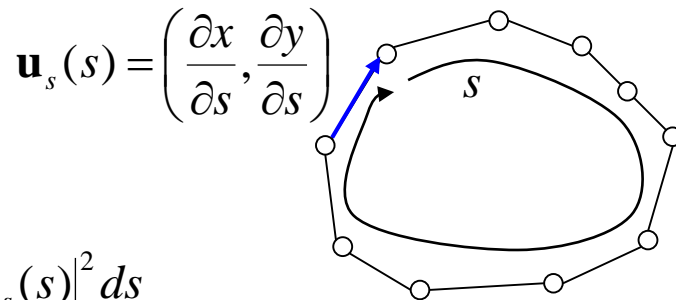
$\mathbf{u}(s) = (x(s), y(s)), s \in [0, 1]$ ($\mathbf{u}(0) = \mathbf{u}(1)$) s : 経路を表すパラメータ

内部エネルギー: $E_{\text{int}}(\mathbf{u}) = \int_0^1 (\alpha |\mathbf{u}_s(s)|^2 + \beta |\mathbf{u}_{ss}(s)|^2) ds$

曲線の広がり

$$\mathbf{u}_s(s) = \begin{pmatrix} \frac{\partial x}{\partial s} & \frac{\partial y}{\partial s} \end{pmatrix}$$

経路の沿った変位ベクトルを意味する。



$$\int_0^1 |\mathbf{u}_s(s)|^2 ds$$

は閉曲線全体の長さを表している。全体的に、より小さい閉曲線を好ましいとする項。

曲線の曲がり具合

$$\mathbf{u}_{ss}(s) = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 x}{\partial s^2} & \frac{\partial^2 y}{\partial s^2} \end{pmatrix}$$

隣接する変位ベクトル間の差ベクトルを意味する。

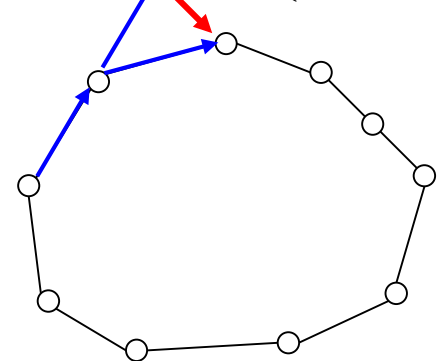
$$\|\mathbf{u}_s(s)\|^2 = \left(\frac{\partial x}{\partial s}\right)^2 + \left(\frac{\partial y}{\partial s}\right)^2$$

$$\int_0^1 |\mathbf{u}_{ss}(s)|^2 ds$$

はなめらかな閉曲線を好ましいとする項。

滑らかさだけでは、より大きな閉曲線を選んでしまうので、第1項が必要となっている。

$$\mathbf{u}_{ss}(s) = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 x}{\partial s^2} & \frac{\partial^2 y}{\partial s^2} \end{pmatrix}$$





外部エネルギーの意味

外部エネルギー: $E_{\text{ext}}(u) = \int_0^1 P(u(s)) ds$ $P(u(s)) = P_I + P_G + P_E$

$$P_I = \pm \gamma I(u(s))$$

$I(u(s))$: 画像の画素値

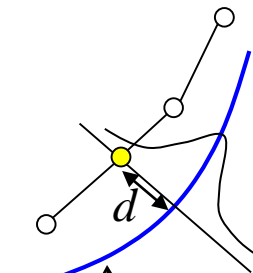
画素値自体が、小さいほど(または大きいほど)好ましい, とする評価関数

$$P_G = -\zeta |\nabla(G_\sigma(u(s)) * I(u(s)))| \quad G_\sigma(u(s)) : \text{ガウス関数} \left(G(x, \sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left[-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right] \right)$$

DOG (difference of Gaussian) フィルタ
後の画素値の絶対値

勾配の絶対値を評価して, エッジが強いほど好ましいとする評価関数

$$P_E = -\eta e^{-d(u(s))^2} \quad d(u(s)) : \text{エッジとの距離}$$



あらかじめ得られているエッジ位置情報

別の方法でおおまかに検出しておいたエッジ情報に基づき, 注目画素からエッジまでの距離を評価し, 近いほど好ましいとする評価関数

実際にMRI画像からの軟骨抽出に適応した例



初期曲線



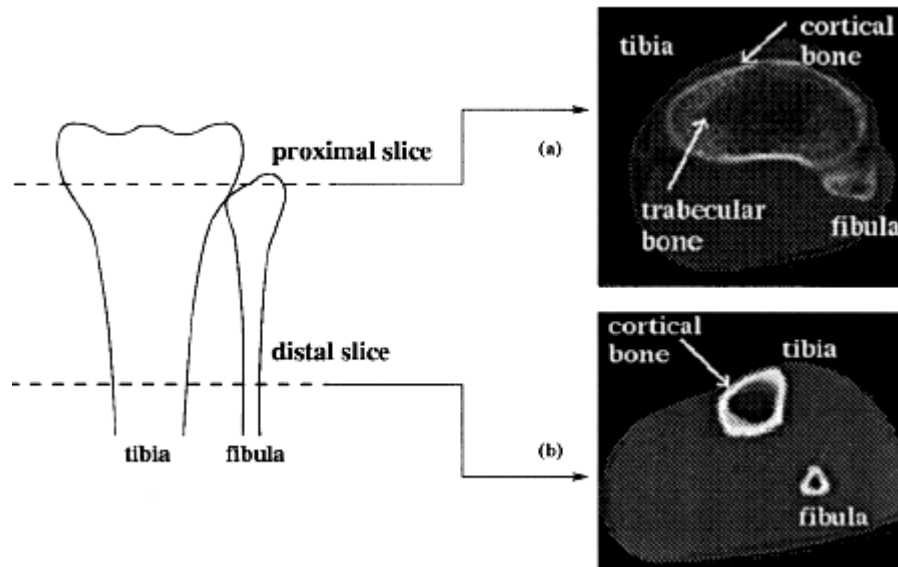
最適化後の曲線

利点

マニュアルで制御を行ないやすく, 複雑な画像の抽出を行いやすい

欠点

Noiseに弱く, エッジが複数ある時に抽出対象のエッジに収束する保障がない



抽出困難
(脛骨と腓骨が近い,
脛骨の皮質骨が薄い)

X.M. Pardo*, M.J. Carreira, A. Mosquera, D. Cabello "A snake for CT image segmentation integrating region and edge information", Image and Vision Computing 19 (2001) 461-475

エッジが複数ある画像でも対象物を抽出するために, さまざまなエネルギー関数のエネルギー項が考案されており, 更なる改良が研究されている.