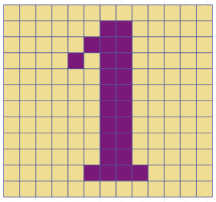
パターンとシンボル

パターン



シンボル

0	青
1	赤
2	緑
3	黄

- 均質な要素の配列
- 各要素値の並びが重要

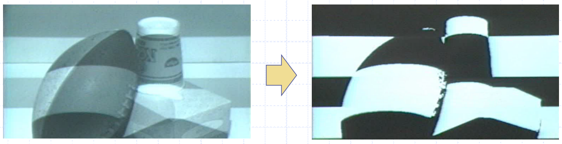
- 不均質均質な要素の配列
- 各要素が独立に意味を持つ

画像の処理と認識・理解

- ◆ 画像処理・画像変換（パターン→パターン）　狭義の画像処理
  - 画質改善
  - 画像符号化・圧縮
  - メディア変換（不可視情報の可視化）
- ◆ 画像認識・画像理解（パターン→シンボル）
  - ２次元パターン認識
  - ３次元画像計測・認識
- ◆ 画像生成（シンボル→パターン）
  - コンピュータグラフィックス

二値画像処理（教科書5章）

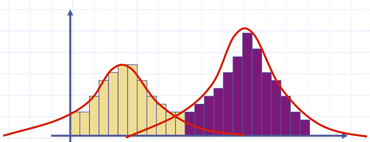
- ◆ 画像を「白」と「黒」だけで扱う処理
  - 図形の処理として，もっとも基本的
- ◆ 二値化とは
  - 画像を白と黒の領域に分ける処理
  - どのぐらいの明るさにするか？が問題



二値化と閾値決定

- ◆ 図と地の割合が予測できる場合（文書等）
  - P-タイル法
    ヒストグラムを一方から加算した結果がちょうどp になる値を利用
- ◆ ヒストグラムがはっきりとした双峰性
  - ピーク間の最小値
- ◆ その他の場合
  - 判別分析法

判別分析法



- ◆ 特徴量
  - 全画素の明度値の平均 μ，分散 σ^2
  - 閾値以上・以下の分布をクラス1,2に分類
  - 各クラス x の割合 w_x，平均 μ_x，分散 σ_x^2

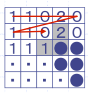
クラス内分散 $\sigma_w^2 = w_1\sigma_1^2 + w_2\sigma_2^2$

クラス間分散 $\sigma_B^2 = w_1(\mu_1-\mu)^2 + w_2(\mu_2-\mu)^2 = w_1w_2(\mu_1-\mu_2)^2$

$\sigma^2 = \sigma_w^2 + \sigma_B^2$

- ◆ 閾値の決定
  - クラス間の分離度 σ_B^2 / σ^2 を最大にする閾値

ラベリング



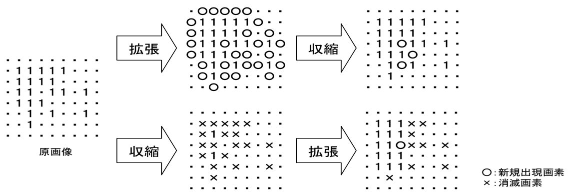
重複リスト

1	2
・	・
・	・
・	・

[1パス]
上または左の画素と同じラベルを付与
- 左と上の画素が異なるラベルを持つ場合
  - 重複リストに追加
- 上も左も，0画素である場合
  - 新しいラベル番号を付与

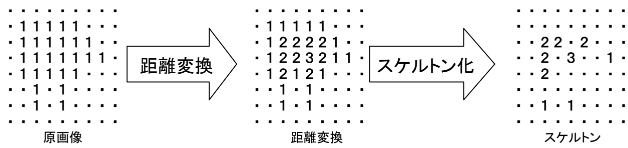
[2パス]
重複リストを元に，ラベルを更新

膨張・収縮



- ◆拡張・収縮 – 穴を埋める効果
- ◆収縮・拡張 – 孤立点を除去する効果

距離変換・スケルトン



- ◆距離変換 – 何度目の収縮処理で0画素になるか
- ◆スケルトン – 距離変換画像の極大点（近傍画素値が中央画素の値以下）
  - ◆元の画像を復元可能

二次元二値画像のトポロジー

- ◆連結成分の穴の数に対応

```
000000000000  000000000000
001110000000  001111100000
001111110000  001100110000
000011110000  000110010000
000110011000  000111111000
000000000000  000000000000
```

穴なし　　穴1つ

オイラー数

- ◆(連結成分の個数) – (穴の個数)

```
000000000000  000000000000  000000000000
001110000000  001111100000  001111100000
001111110000  001100110000  001101110000
000011110000  000110010000  000111010000
000110011000  000111111000  000111111000
000000000000  000000000000  000000000000
```

オイラー数：1　　オイラー数：0　　オイラー数：－1

オイラー数の計算方法

- ◆4近傍の場合

```
000000000000  000000000000  000000000000
001111100000  001111100000  001111100000
001100110000  001100110000  001100110000
000110010000  000110010000  000110010000
000111111000  000111111000  000111111000
000000000000  000000000000  000000000000
```

1の個数　　縦・横2連接　　2x2連接

("1"の数:18) - (縦・横2連接の数:8+12) + (2x2連接の数:2) = 0

オイラー数の原理(1)

- ◆位相が不変な操作

	000000 011100 001000 000000	000000 011100 001110 000000	000000 011100 001100 000000	000000 011100 001100 001100	000000 011110 001110 001100
画素数	＋1	＋1	＋1	＋1	＋1
縦・横連接	＋1	＋1	＋2	＋3	＋4
2x2連接	±0	±0	＋1	＋2	＋3
オイラー数	±0	±0	±0	±0	±0

```
000000
011110
001010
001100
```

注意：左の0は穴ではない
図("1")が4近傍の場合，地("0")は8近傍で考える

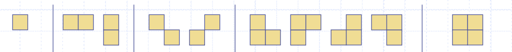
オイラー数の原理(2)

◆位相が変化する操作

	000000	000000	000000	000000	000000
	000000	111010	000110	011110	011110
	001000	000010	001110	001110	001110
	000000	000010	001100	001110	000100
画素数	＋1	＋1	＋1	＋1	＋1
縦・横連接	＋0	＋2	＋4	＋4	＋4
2x2連接	±0	±0	＋2	＋4	＋2
オイラー数	＋1	－1	－1	＋1	－1
操作	出現	接続	接続	穴埋め	接続

8近傍のオイラー数

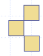
◆ちょっと複雑

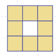


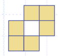
画素数 V	縦・横 2連接 E	斜め接続 D	2x2領域中，3画素 T	2x2連接 F

オイラー数＝V－E－D＋T－F

 4－4－2＋4－1＝1

 3－0－2＋0－0＝1

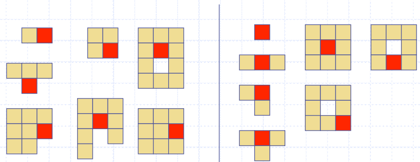
 8－8－4＋4－0＝0

 6－4－4＋2－0＝0

消去可能性

◆消去可能画素とは

- 画像全体の連結性が変化しない画素
- 位相構造を変化させずに図形を変換



消去可能　　消去不可能

4近傍の場合

消去可能性の計算

X_4	X_3	X_2
X_5	X_0	X_1
X_6	X_7	X_8

◆以下の式が1のとき消去可能

◆4近傍の場合

- $X_1+X_3+X_5+X_7$
  $-X_1X_2X_3-X_3X_4X_5-X_5X_6X_7-X_7X_8X_1$

◆8近傍の場合

- $\overline{X_1}+\overline{X_3}+\overline{X_5}+\overline{X_7}$
  $-\overline{X_1}\,\overline{X_2}\,\overline{X_3}-\overline{X_3}\,\overline{X_4}\,\overline{X_5}-\overline{X_5}\,\overline{X_6}\,\overline{X_7}-\overline{X_7}\,\overline{X_8}\,\overline{X_1}$

◆8近傍：4近傍の図と地を入れ替えて計算

フィルタリング

◆畳み込み演算フィルタ

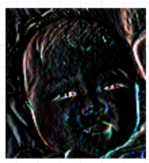
畳み込み演算

$$* \begin{array}{|c|c|c|c|c|}\hline 1&1&1&1&1\\\hline 1&1&1&1&1\\\hline 1&1&1&1&1\\\hline 1&1&1&1&1\\\hline 1&1&1&1&1\\\hline\end{array} \Big/ 25 =$$

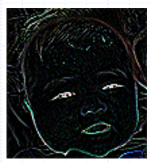
$$g(x,y)=\iint k(u,v)\cdot f(x-u,y-v)dudv$$
$$=k*f$$

畳み込みフィルタの種類

平滑化	微分（距離1）	ソーベル	ラプラシアン
1 1 1 / 1 1 1 / 1 1 1	0 0 0 / -1 1 0 / 0 0 0	-1 0 1 / -2 0 2 / -1 0 1	0 1 0 / 1 -4 1 / 0 1 0



（10倍に明るく）



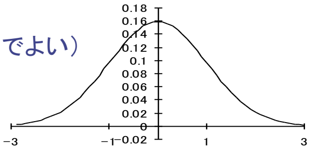
（3倍に明るく）

フィルタの数理的定義

◆ガウシアンオペレータ
- 平滑化オペレータ（数学的意味は後述）
- 畳み込みカーネル関数

$$k(x,y)=\frac{1}{2\pi\sigma^2}e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}$$

- 無限に続く関数
（実際には3σぐらいでよい）
- σは，オペレータの広がり（平滑化の度合い）

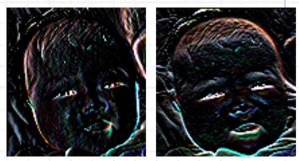


微分フィルタ

◆2次元微分フィルタ

$$\nabla f(x,y)=\left[\frac{\partial f(x,y)}{\partial x},\frac{\partial f(x,y)}{\partial y}\right]$$

- ベクトル値を持つフィルタ



◆エッジ強度

$$Df(x,y)=\sqrt{\left(\frac{\partial f(x,y)}{\partial x}\right)^2+\left(\frac{\partial f(x,y)}{\partial y}\right)^2}$$

◆ラプラシアン

$$\nabla^2 f(x,y)=\frac{\partial^2 f(x,y)}{\partial x^2}+\frac{\partial^2 f(x,y)}{\partial y^2}$$

LoG フィルタ

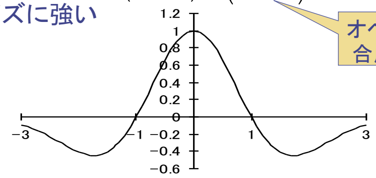
◆平滑化と微分フィルタを組み合わせたもの

ガウシアン

$$LoG(f)=\nabla^2\cdot\left(G*f\right)=\left(\nabla^2\cdot G\right)*f$$

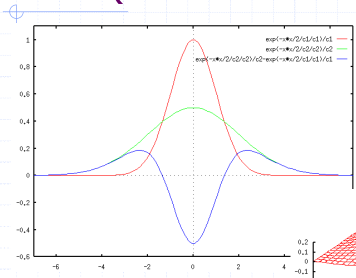
オペレータの合成が可能

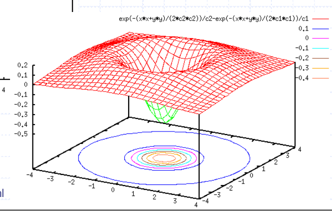
- ノイズに強い



LoG オペレータ

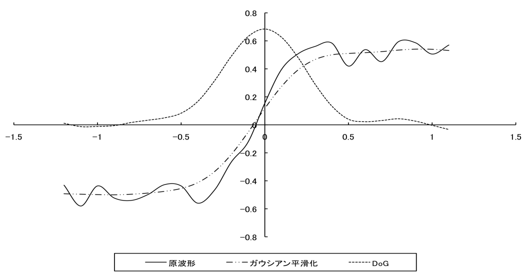
DoG (Difference of Gaussian)





http://fourier.eng.hmc.edu/e161/lectures/gradient/node11.html

LoG フィルタの効果



◆ノイズに対して強い微分が可能
（感応する空間周波数帯を選択可能）