画像処理工学

画像の2値化

画像の2値化

- ２値画像
  - １画素あたり1bit（0か１）の情報を持つ画像
  - 表示のために0（黒）か255（白）とする
- ２値画像の利用
  - 文字認識や形状認識で利用される
  - 画像を線図形化して解析処理を行う
- ２値画像処理の利点
  - 画像のデータ量が少なくてすむ（画素数×１bit）
  - データ量が少ないので，処理の高速化が図れる

画像の2値化

- 多値画像から2値画像へ（画像の2値化）
  - 花の部分だけを抽出する

多値画像

2値画像

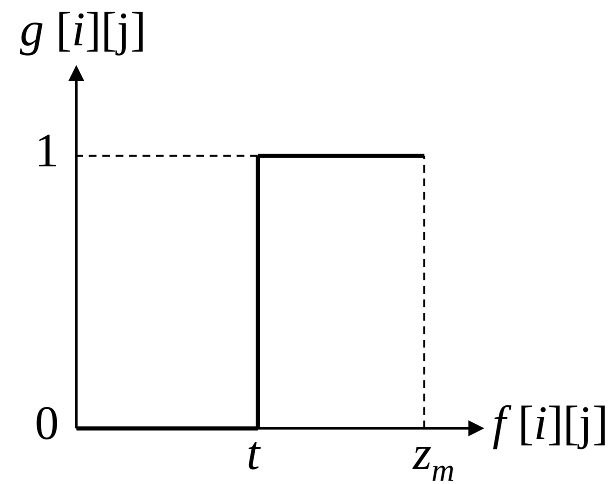
こちらの画像の白い部分についてのみ解析処理を行う（形，大きさ，etc...）

画像の2値化

- 画像の2値化処理
  - しきい値（閾値；threshold）を基準に，各画素の濃度値を0か1に変換する
- 固定しきい値処理
  - ある濃度値をしきい値 t として

$$g[i][j] = \begin{cases} 1 & (f[i][j] \geq t) \\ 0 & (f[i][j] < t) \end{cases}$$

とする



  - 実際には，ヒストグラムを見ながら試行錯誤的に t の値を決定する

画像の2値化

- 固定しきい値処理による画像の2値化

固定しきい値処理

```
入力画像：img[N][M]
結果画像：res_img[N][M]

入力画像img[][]の入力

for(y = 0; y < N; y++){
  for(x = 0; x < M; x++){
    img[y][x]がしきい値t以上であれば
    res_img[y][x]に255を代入
    そうでなければres_img[y][x]に0を代入
  }
}

結果画像res_img[][]の出力
```

画像の2値化

- 判別分析法
  - しきい値を t
  - グループ(クラス)１ ：０ ～ t －１ の濃度値を持つ画素
  - グループ(クラス)２ ： t ～ 255 の濃度値を持つ画素
  - それぞれのグループの濃度値の分散を求める

グループ1の濃度値の分散

$$\sigma_1^2 = \frac{\sum_{f=0}^{t-1} n_f \left(f - \bar{f}_1\right)^2}{n_1}$$

グループ2の濃度値の分散

$$\sigma_2^2 = \frac{\sum_{f=t}^{255} n_f \left(f - \bar{f}_2\right)^2}{n_2}$$

n_i ：グループ i の画素数

n_f ：濃度値 f の画素数

$\bar{f}_i$ ：グループ i の濃度値の平均値

σ_i^2 ：グループ i の濃度値の分散

画像の2値化

- 判別分析法（続き）
  - クラス内分散
    - グループ内の値（データ）がどのくらいばらついているか
  - クラス間分散
    - グループ間がどのくらい離れているか

クラス内分散 $\sigma_W{}^2 = \left(n_1\sigma_1{}^2 + n_2\sigma_2{}^2\right) \Big/ \left(n_1 + n_2\right)$

$\overline{f}_F$：全画素の濃度値の平均値

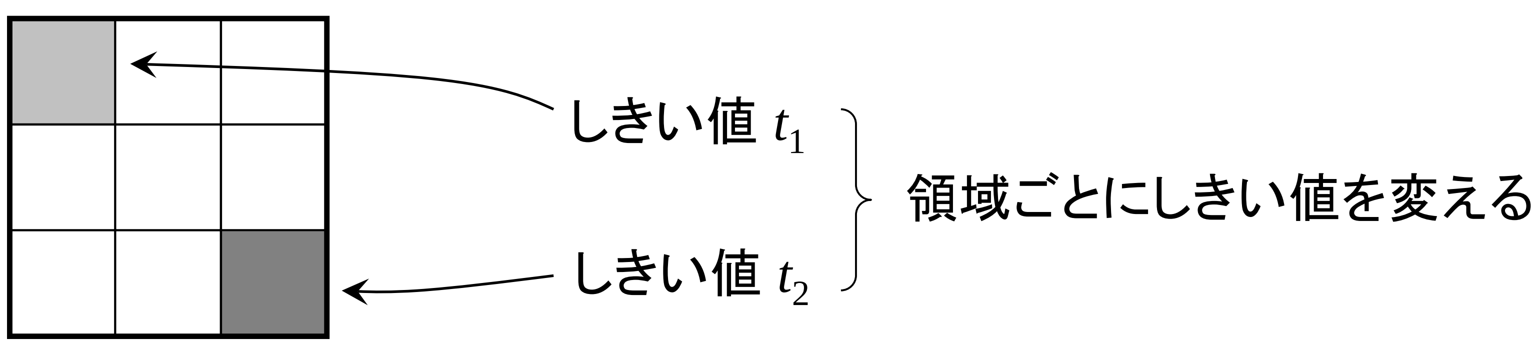
クラス間分散 $\sigma_B{}^2 = \left\{n_1\left(\overline{f}_1 - \overline{f}_F\right)^2 + n_2\left(\overline{f}_2 - \overline{f}_F\right)^2\right\} \Big/ \left(n_1 + n_2\right)$

$\sigma_B{}^2 \big/ \sigma_W{}^2$ が最大となるときの t をしきい値とする

クラス内分散が小さく（平均値に近い値に集中している），
クラス間分散が大きく（クラス間が離れている）なるように
しきい値を決める

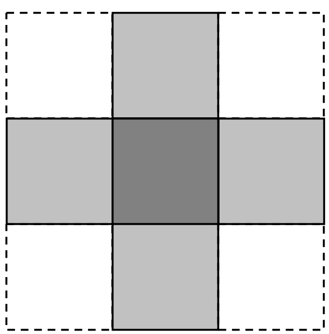
画像の2値化

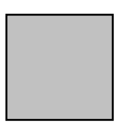
- 可変しきい値法
  - 画像を適当な大きさの領域に分割し，それぞれの領域に対して，これまでの2値化処理を適用していく
  - 画像の平均的な濃度が場所によって均一でない場合に有効
  - 隣接した領域のしきい値が大きく異なると，2値化の結果が領域の境界で不連続になる



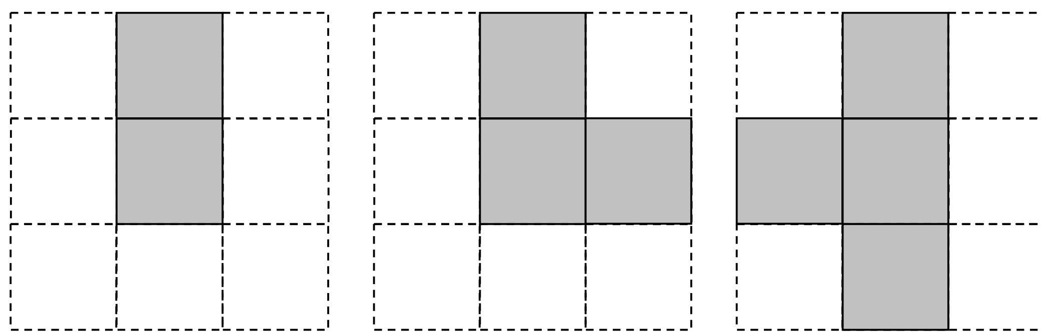
画像における連結性

- 4近傍および4連結
  - ある画素を中心とし，その上下左右の画素を4近傍という
  - 4近傍中に中央の画素と同じ色（値）の画素が存在する場合，それらの画素を4連結しているという





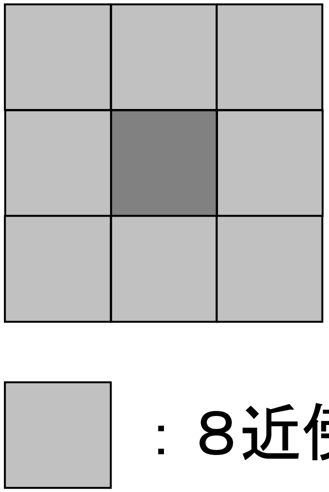
：4近傍画素



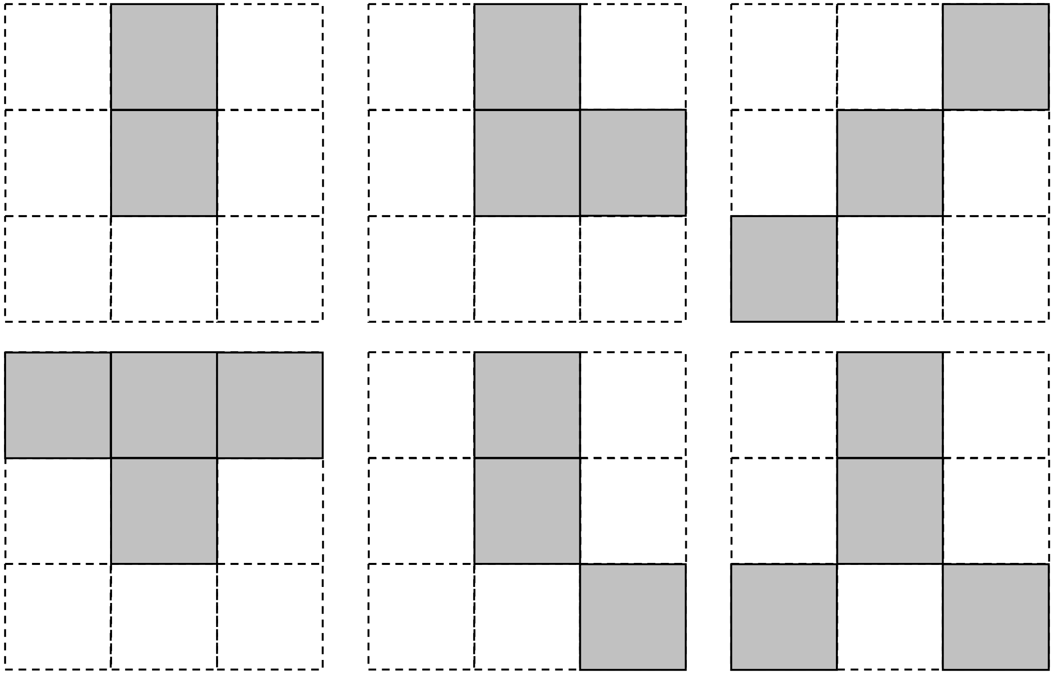
4連結の例

画像における連結性

- ８近傍および8連結
  - ある画素を中心とし，その周りの画素を8近傍という
  - 8近傍中に中央の画素と同じ色（値）の画素が存在する場合，それらの画素を8連結しているという



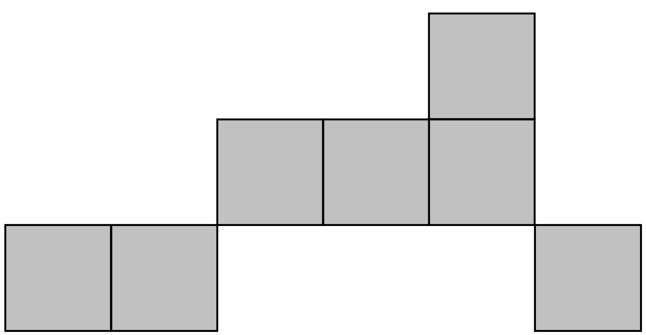
：８近傍画素



８連結の例

画像における連結性

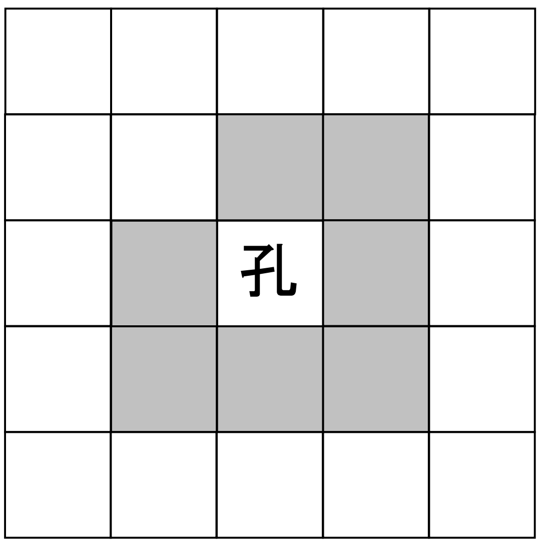
- 連結成分
  - たがいに連結している同じ値を持つ画素の集まり
- 図形成分
  - ２値画像における連結成分
  - 連結性の違い（４連結か８連結か）により，成分の数が異なってくる

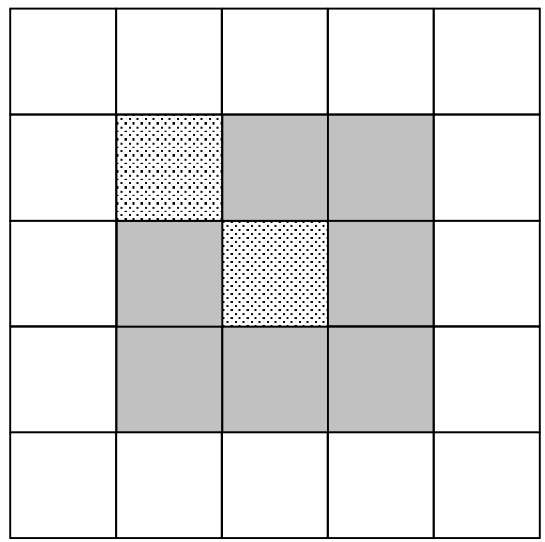


４連結で見た場合の図形成分数：３
８連結で見た場合の図形成分数：１

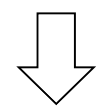
画像における連結性

- 孔
  - ある連結成分が他の色の連結成分を内部に含む





背景（白の画素）を8連結で考えると，孔が外部とつながっていることになり矛盾が生じる



図形を8連結で考えたら背景は4連結で考える

２値画像における幾何学的性質

- 単連結成分
  - 孔を含まない連結成分のこと
- 多重連結成分
  - 孔をひとつ以上含む連結成分のこと
- 輪郭線
  - 連結成分の画素列のうち，境界点の画素を抽出した画素列を輪郭線（境界線）という

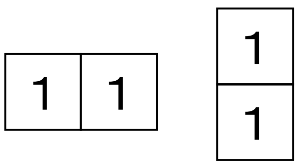
		A	A	A	A	A	A	A		
		A		B	B	B		A		
	A	A	B	B		B		A		
	A		B			B		A		
	A		B	B	B	B	A	A		
	A	A	A	A	A	A	A			

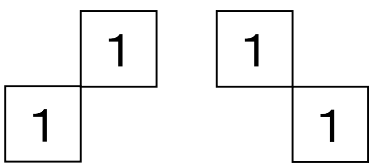
輪郭線（境界線）の例

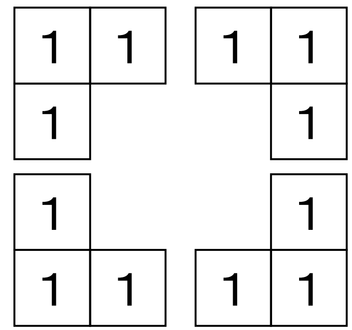
２値画像における幾何学的性質

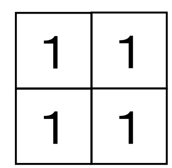
- オイラー数
  - 連結成分の個数から孔の個数を引いた数

Ｖ：１の画素の総数

Ｅ：  の配置の総数

Ｄ：  の配置の総数

Ｔ：  の配置の総数

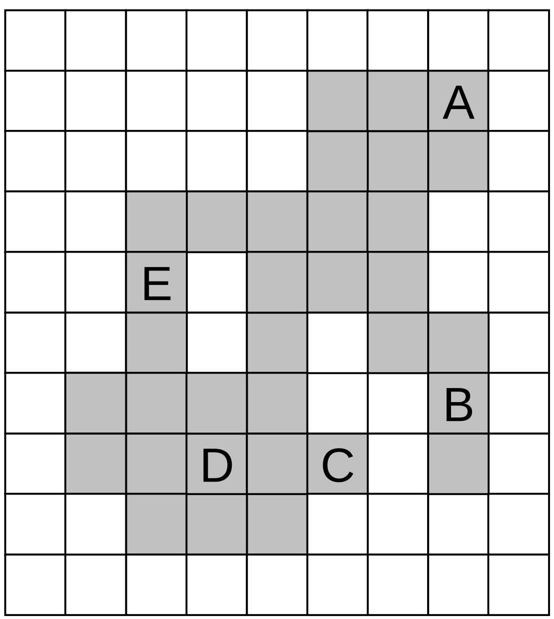
Ｆ：  の配置の総数

４連結の場合のオイラー数　$G^{(4)} = V - E + F$

８連結の場合のオイラー数　$G^{(8)} = V - E - D + T - F$

2値画像における幾何学的性質

- 消去可能性
  - ひとつの画素を消去したとき，連結成分が分離・統合したり，孔が消滅したり生成したりといった，画像全体の連結性が変化しない場合，その画素を消去可能という



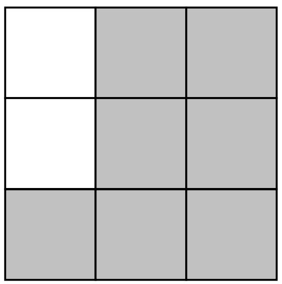
AとCは消去可能

B を消去すると図形が分離
D を消去すると孔が生成
E を消去すると孔が消滅

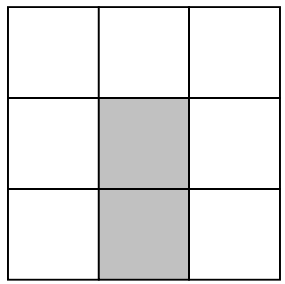
消去不可能

２値画像における幾何学的性質

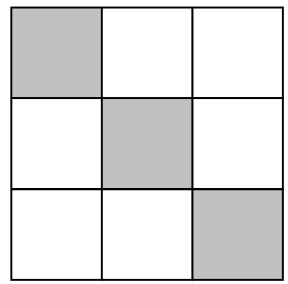
- 連結数
  - 画素が結合している連結成分の個数を表す数
  - ２値画像の局所的特徴量として用いられる



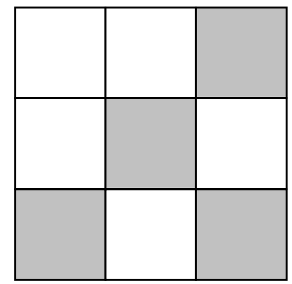
連結数 １
（端点）



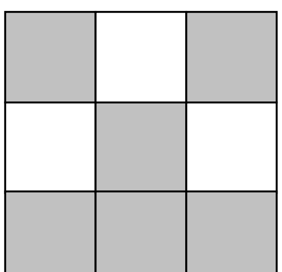
連結数 １
（端点）



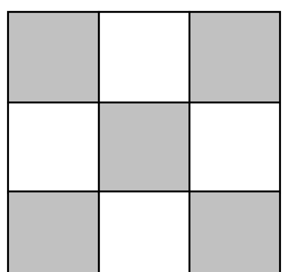
連結数 ２
（連結点）



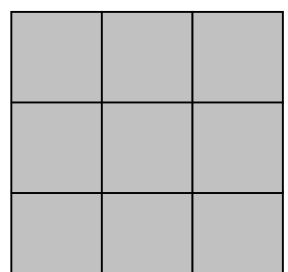
連結数 ３
（分岐点）



連結数 ３
（分岐点）



連結数 ４
（交差点）



連結数 ０
（内部点）

３×３画素の
中央画素の連結数
（８連結）

２値画像における幾何学的性質

- 連結数

4	3	2
5	0	1
6	7	8

$$N_c^{(4)}\left(x_0\right) = \sum_{k\in S_1}\left(f\left(x_k\right) - f\left(x_k\right) f\left(x_{k+1}\right) f\left(x_{k+2}\right)\right)$$

$$N_c^{(8)}\left(x_0\right) = \sum_{k\in S_1}\left(\overline{f}\left(x_k\right) - \overline{f}\left(x_k\right) \overline{f}\left(x_{k+1}\right) \overline{f}\left(x_{k+2}\right)\right)$$

$$S_1 = \{1,3,5,7\}, \quad \overline{f}\left(x_i\right) = 1 - f\left(x_i\right), \quad x_9 = x_1$$

２値画像における幾何学的性質

- 距離
  - 画素間の遠近の程度を表す尺度
- ユークリッド距離　$\sqrt{(i-k)^2+(j-l)^2}$　$A[i][j],\ B[k][l]$ 間の直線距離
- ４近傍距離（市街地距離）
  - 縦または横のみ移動できる条件での距離

$$|i-k|+|j-l|$$

- ８近傍距離（チェス盤距離）
  - ８方向に移動できる条件での距離

$$\max\left(\ |i-k|,\ |j-l|\ \right)$$

２値画像における幾何学的性質

- 各距離の違い
  - 中心画素からの距離を3つの距離で求める

$\sqrt{8}$	$\sqrt{5}$	2	$\sqrt{5}$	$\sqrt{8}$
$\sqrt{5}$	$\sqrt{2}$	1	$\sqrt{2}$	$\sqrt{5}$
2	1	0	1	2
$\sqrt{5}$	$\sqrt{2}$	1	$\sqrt{2}$	$\sqrt{5}$
$\sqrt{8}$	$\sqrt{5}$	2	$\sqrt{5}$	$\sqrt{8}$

ユークリッド距離

4	3	2	3	4
3	2	1	2	3
2	1	0	1	2
3	2	1	2	3
4	3	2	3	4

４近傍距離

2	2	2	2	2
2	1	1	1	2
2	1	0	1	2
2	1	1	1	2
2	2	2	2	2

８近傍距離

エッジの検出

- エッジの検出方法
  - エッジとは，対象物の輪郭など濃度値が急激に変化しているところ
  - 画像に対して1次微分を施すと，それが変化の度合いを示すことになる
  - 1次微分は差分により近似する

$$\overbrace{\boxed{f[i][j]}\boxed{f[i][j+1]}}^{f_x[i][j]}$$

$$f_y[i][j] \left(\begin{array}{|c|} \hline f[i][j] \\ \hline f[i+1][j] \\ \hline \end{array} \right.$$

$$f_x[i][j] = f[i][j+1] - f[i][j]$$

x 方向の1次微分

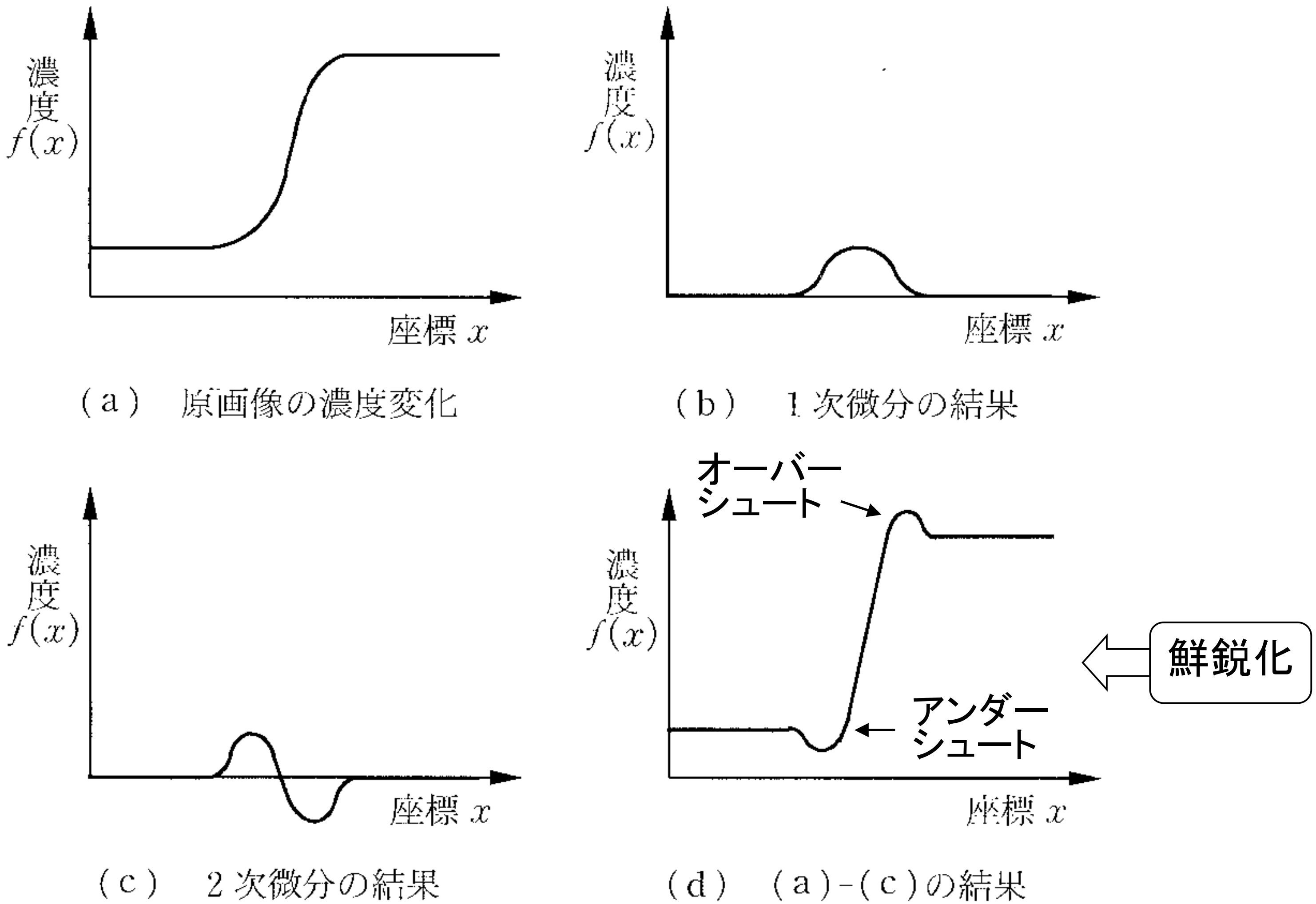
$$f_y[i][j] = f[i+1][j] - f[i][j]$$

y 方向の1次微分

微分強度（エッジ強度） $$\left|\nabla f[i][j]\right| = \sqrt{f_x[i][j]^2 + f_y[i][j]^2}$$

エッジの検出

- 画像の１次微分，２次微分



エッジの検出

- エッジの検出方法（1次微分の適用）
  - 1次微分（差分）の計算をオペレータで表現

−1	1

x 方向の1次微分

−1
1

y 方向の1次微分

  - 微分強度（エッジ強度）の計算の簡単化

$$\left|\nabla f[i][j]\right| = \left|f_x[i][j]\right| + \left|f_y[i][j]\right|$$

$$\left|\nabla f[i][j]\right| = \max\left(\left|f_x[i][j]\right|,\ \left|f_y[i][j]\right|\right)$$

エッジの検出

- エッジの検出方法（1次微分の適用）
  - 斜め方向のエッジ検出（Roberts オペレータ）

−1	0
0	1

0	1
−1	0

Roberts オペレータ

Robertsオペレータによる微分強度（エッジ強度）

$$\left|\nabla f[i][j]\right| = \sqrt{\left\{ f[i+1][j+1] - f[i][j] \right\}^2 + \left\{ f[i][j+1] - f[i+1][j] \right\}^2}$$

$$\left|\nabla f[i][j]\right| = \left| f[i+1][j+1] - f[i][j] \right| + \left| f[i][j+1] - f[i+1][j] \right|$$

$$\left|\nabla f[i][j]\right| = \max\left(\left| f[i+1][j+1] - f[i][j] \right|,\ \left| f[i][j+1] - f[i+1][j] \right| \right)$$

エッジの検出

- エッジの検出方法（1次微分の適用）
  - Prewitt オペレータ および Sobel オペレータ
    - 差分値の位置が注目画素の位置と一致するように差分のとり方を変更
    - 平滑化の効果

−1	0	1
−1	0	1
−1	0	1

x 方向の差分

−1	−1	−1
0	0	0
1	1	1

y 方向の差分

Prewitt オペレータ

−1	0	1
−2	0	2
−1	0	1

x 方向の差分

−1	−2	−1
0	0	0
1	2	1

y 方向の差分

Sobel オペレータ

エッジの検出

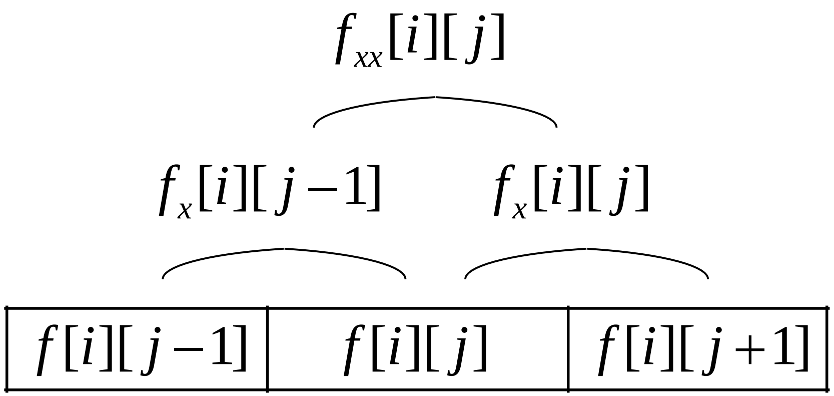
- Prewittオペレータによる縦方向エッジ(x方向の差分)の検出

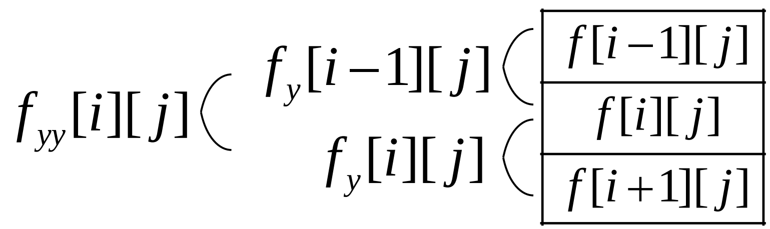
Prewittオペレータによる縦方向のエッジの検出

```
入力画像：img[N][M]
結果画像：res_img[N][M]

入力画像img[][]の入力

for(y = 1; y < N - 1; y++){
  for(x = 1; x < M - 1; x++){
    img[y-1][x+1]+img[y][x+1]+img[y+1][x+1]
      -(img[y-1][x-1]+img[y][x-1]+img[y+1][x-1])の絶対値を計算
    その値が255より大きければ255に置き換える
    その値が0より小さければ0と置き換える
    res_img[y][x]にその値を代入する
  }
}

結果画像res_img[][]の出力
```

エッジの検出

- エッジの検出方法（２次微分の適用）
  - ２次微分（差分の差分）を用いたエッジ検出





$$
\begin{aligned}
f_{xx}[i][j] &= \{f[i][j+1]-f[i][j]\} \\
&\quad -\{f[i][j]-f[i][j-1]\} \\
&= f[i][j-1]-2f[i][j]+f[i][j+1]
\end{aligned}
$$

$$
\begin{aligned}
f_{yy}[i][j] &= \{f[i+1][j]-f[i][j]\} \\
&\quad -\{f[i][j]-f[i-1][j]\} \\
&= f[i+1][j]-2f[i][j]+f[i-1][j]
\end{aligned}
$$

x 方向の2次微分

y 方向の2次微分

エッジの検出

- エッジの検出方法（２次微分の適用）
  - ラプラシアン（２次微分）オペレータ
  - x 方向の２次微分と y 方向の２次微分を加える

$$\nabla^2 f[i][j] = f_{xx}[i][j] + f_{yy}[i][j]$$
$$= f[i-1][j] + f[i][j-1] - 4f[i][j] + f[i+1][j] + f[i][j+1]$$

0	1	0
1	−4	1
0	1	0

ラプラシアンフィルタ

エッジの検出

- エッジの検出方法（２次微分の適用）
  - ゼロ交差法
    - エッジの部分を2次微分すると，エッジの下端と上端で正と負のピークを生じる
    - 正から負へとピークが変化する途中で出力レベルが0となる位置をエッジとする
    - ラプラシアンの出力結果について
      - 正の値をもつ画素で，その近傍に負の値の画素が存在するもの
      - 負の値をもつ画素で，その近傍に正の値の画素が存在するもの
      - 0の値をもつ画素で，その近傍に正あるいは負の値の画素が存在するもの