

画像メディア工学特論

◆ 日浦慎作

2006年アルゴリズムコンテスト

◆映像のショット分割

- PRMU 研究会での受賞アルゴリズムの紹介

◆特徴

- 色ヒストグラムを使っているものが多い
- 高速化を意識したものが多い
 - ◆ 二分探索など

ヒストグラムの利用



レベル補正

チャンネル: RGB

入力レベル:

0 1.00 255

出力レベル:

0 255

OK
キャンセル
読み込み...
保存...
自動補正
オプション...
プレビュー

レベル補正

チャンネル: レッド

入力レベル:

0 1.00 255

出力レベル:

0 255

OK
キャンセル
読み込み...
保存...
自動補正
オプション...
プレビュー

レベル補正

チャンネル: グリーン

入力レベル:

0 1.00 255

出力レベル:

0 255

OK
キャンセル
読み込み...
保存...
自動補正
オプション...
プレビュー

レベル補正

チャンネル: ブルー

入力レベル:

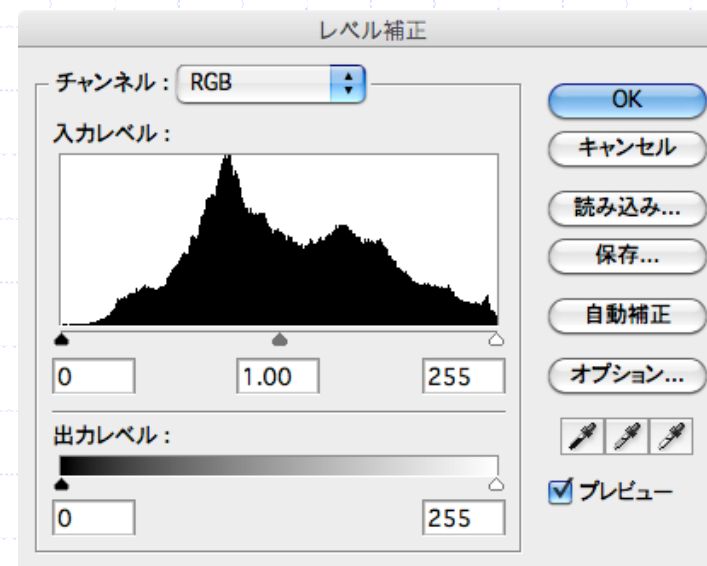
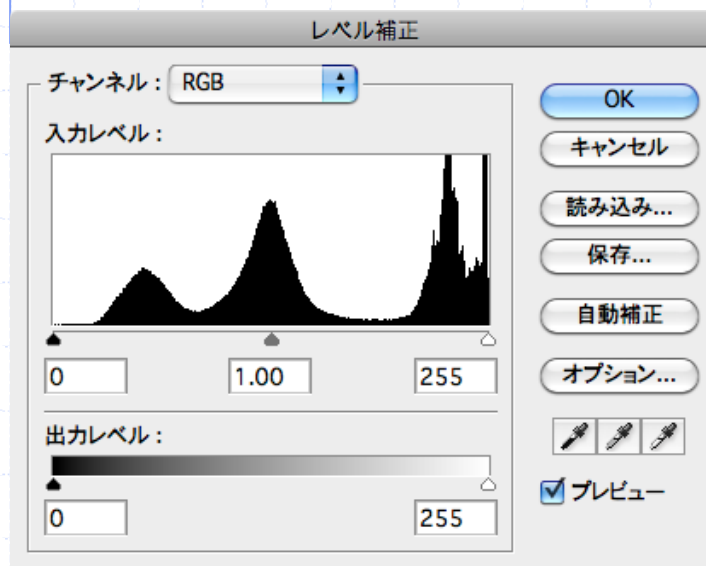
0 1.00 255

出力レベル:

0 255

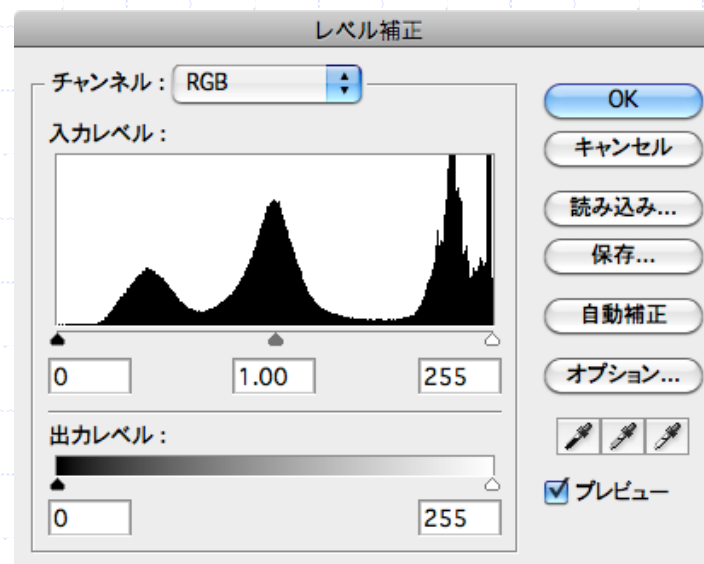
OK
キャンセル
読み込み...
保存...
自動補正
オプション...
プレビュー

ヒストグラムの利用



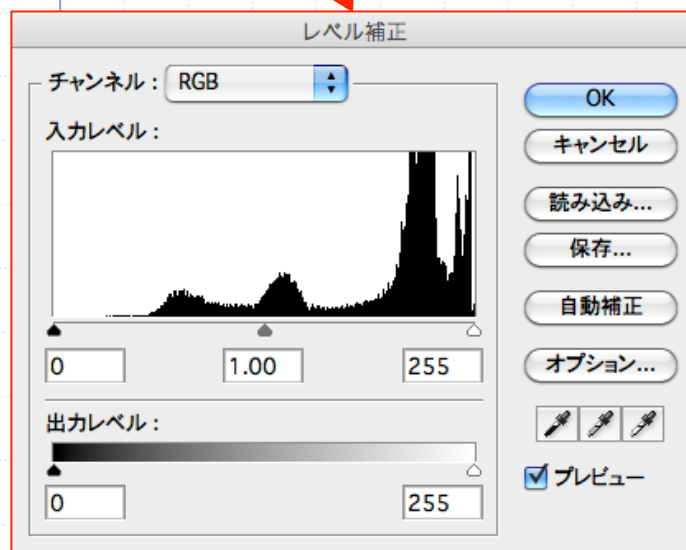
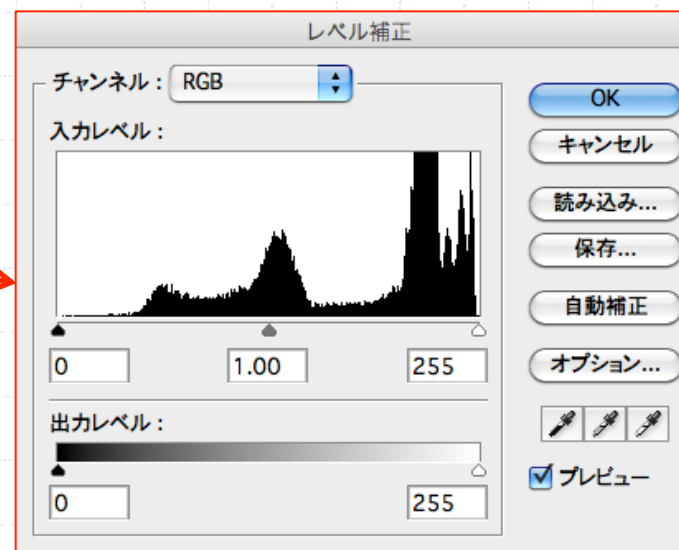
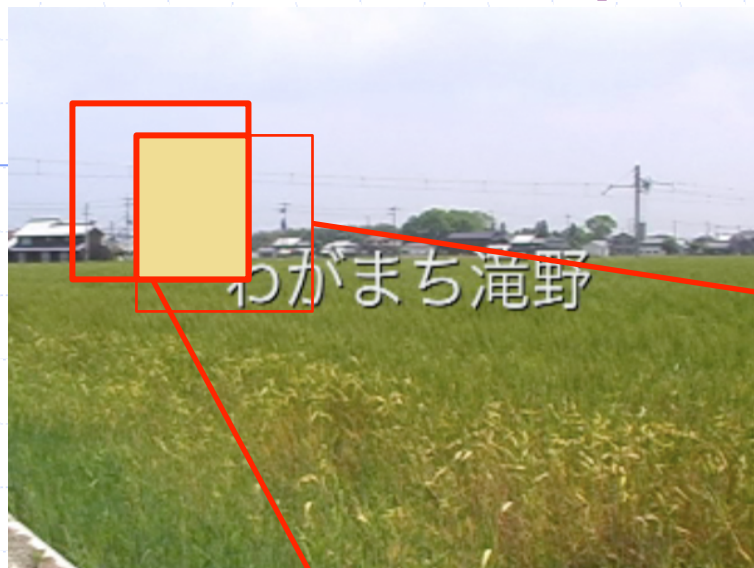
形が異なると画像が異なる(逆は真ではない)

ヒストグラムの利点



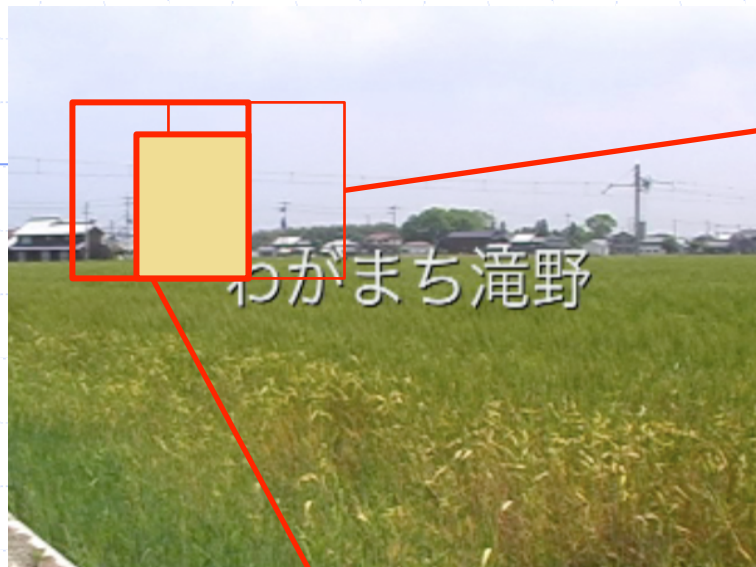
変形や移動での変化が小さい

アクティブ探索(1)

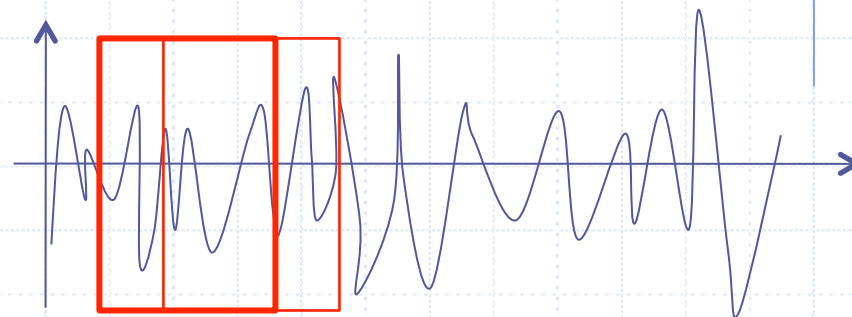


近い領域のヒストグラムは似通っている
→重複領域のヒストグラムは同じだから

アクティブ探索(2)



4. 新しい切り出し領域で, 1. と同じ処理をして, 以後繰り返す



1. 探しているパターンのヒストグラムを作る
2. 画像から切り出した領域とのヒストグラムの類似度を求める
3. 類似度によって, 次の切り出し領域の位置(ずれ量)を決める(類似度が低いほど, ずれ量を大きくすることが出来る)



- 音声の検索にも使うことが出来る
- ・違法アップロード動画の検出
 - ・CM放映回数のカウント

- 参考: 文字列検索アルゴリズム
- ・Boyer-Moore法
 - ・Knuth-Morris-Pratt法

アクティブ探索法

- ◆ 複雑な背景を持つたくさんの画像の中から、色情報を用いて目標とする物体を高速に探し出す画像探索手法。探索の過程で探索対象を含みそうもない領域を自動的に求め、この領域をスキップ（探索計算を省略）することにより、従来技術の100～1,000倍の処理速度を実現した。

アクティブ探索法

◆ アクティブ探索法には、以下の2つの技術ポイントがある。

- ① 類似度計算の特徴量(何を比べるか)として色ヒストグラム(その画像に含まれる各色の割合)を用いている。色ヒストグラムは物体の形状変化等に比較的影響を受けにくいいため、探索対象が多少変形した場合でも探索することが可能。
- ② 参照画像との色ヒストグラム特徴の比較を行う際、“入力画像上のある領域との間の色ヒストグラム特徴の類似度が低ければ、そこから少しずれた領域の類似度も低い”という考え方を利用して計算量の低減を行う。

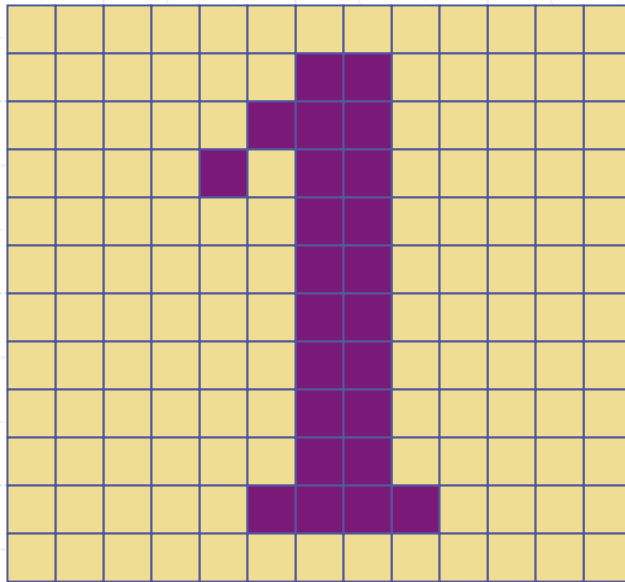
http://www.ntt-review.jp/yougo/word.php?word_id=2404

二次元画像処理

日浦慎作

パターンとシンボル

パターン



- 均質な要素の配列
- 各要素値の並びが重要

シンボル

0	青
1	赤
2	緑
3	黄

- 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)

- 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)

狭義の画像処理

◆ 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

二次元画像処理

◆ フィルタ演算

- 平滑化・エッジ抽出・ラプラシアン
- メディアンフィルタ等の非線形フィルタ

◆ 明度変換

- コントラスト強調・二値化・多値化

◆ 二値画像処理

- ラベリング・細線化・領域特徴量

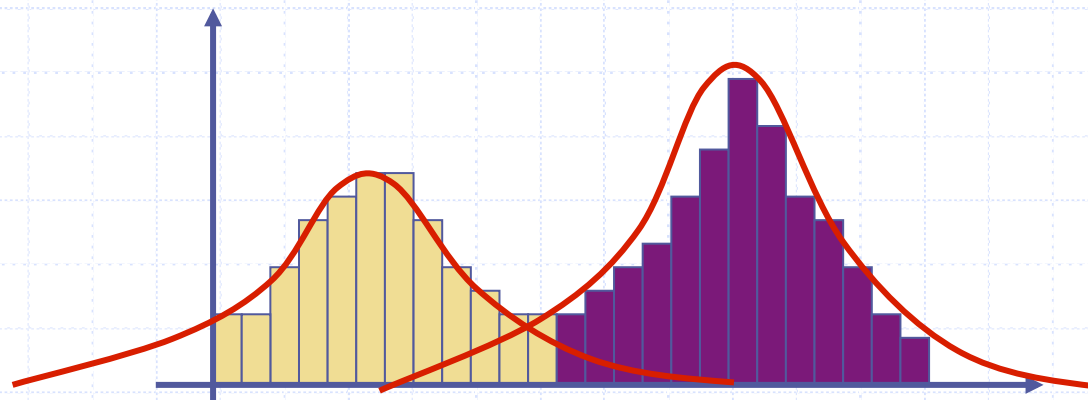
◆ 画像圧縮

- 可逆圧縮・非可逆圧縮

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

1	1	0	2	0
1	1	0	2	0
1	1	1	●	●
·	·	·	●	●
·	·	·	·	●

重複リスト

1	2
·	·
·	·
·	·

2
1 ●

[1パス]

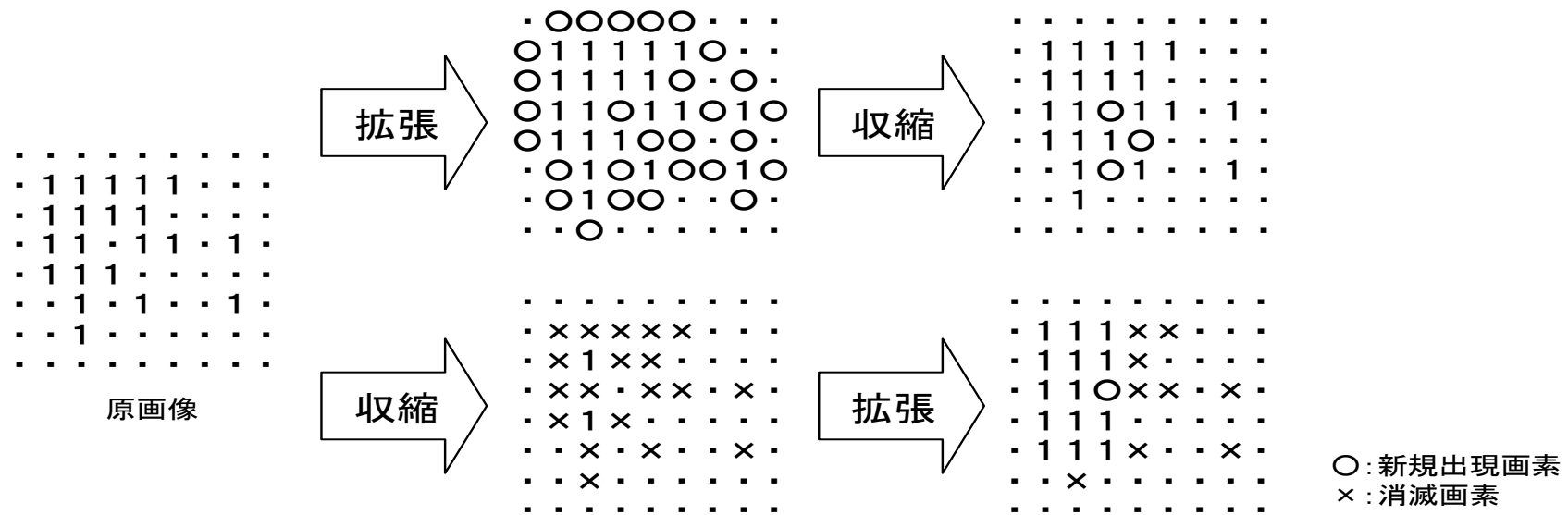
上または左の画素と同じラベルを付与

- 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

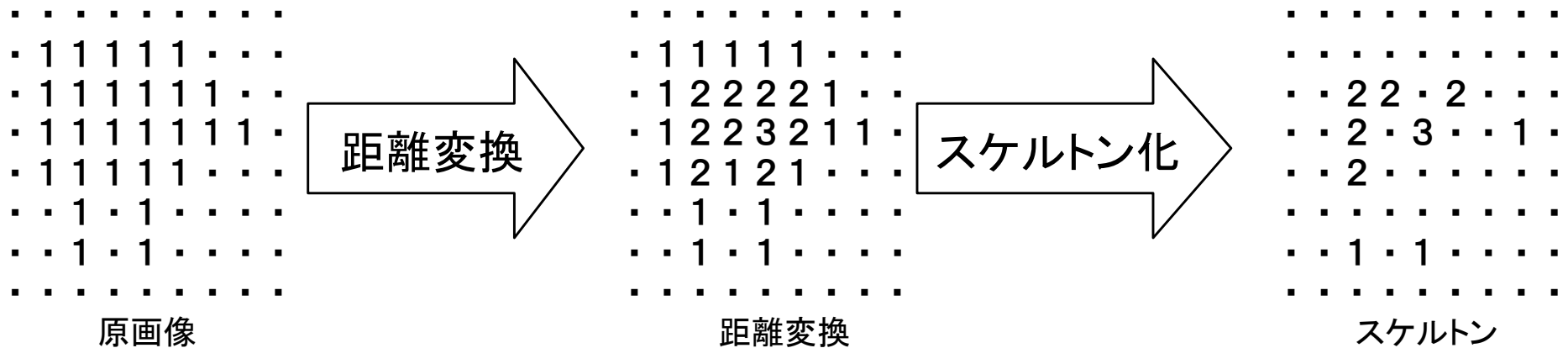
膨張・収縮



◆ 膨張・収縮 - 穴を埋める効果

◆ 収縮・膨張 - 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

フィルタリング

◆ 畳み込み演算フィルタ



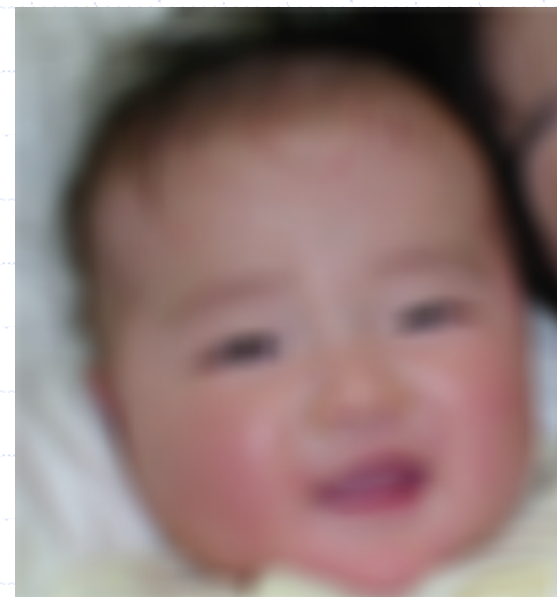
畳み込み演算

*

1	1	1	1	1
1	1	1	1	1
1	1	1	1	1
1	1	1	1	1
1	1	1	1	1

=

25



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

畳み込みフィルタの種類

1	1	1
1	1	1
1	1	1

平滑化

0	0	0
-1	1	0
0	0	0

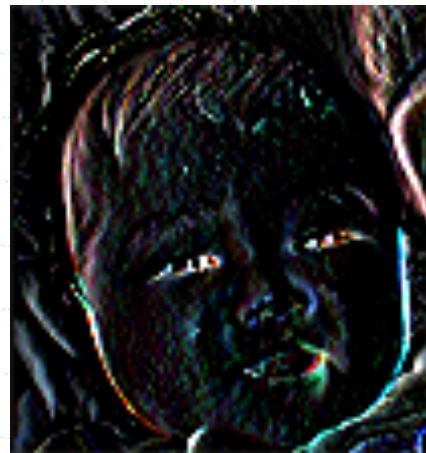
微分
(距離1)

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

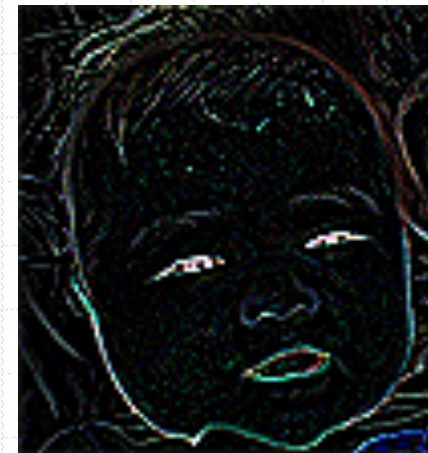
ソーベル

0	1	0
1	-4	1
0	1	0

ラプラシアン



(10倍に明るく)



(3倍に明るく)

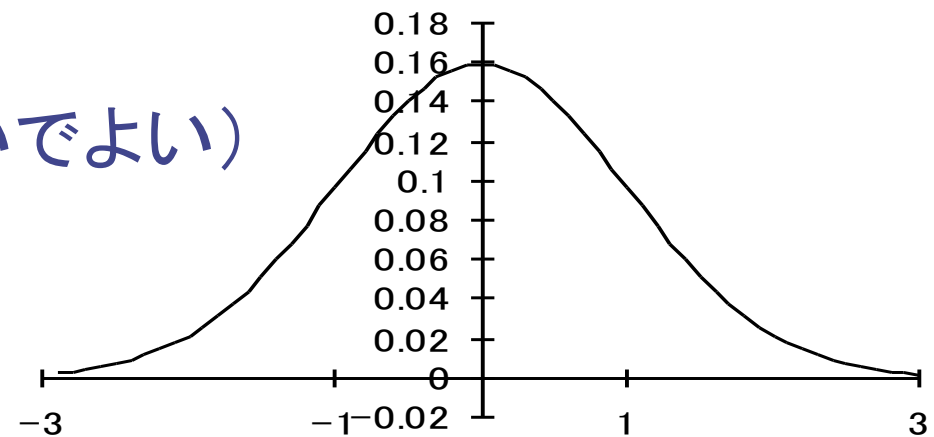
フィルタの数学的定義

◆ 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

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

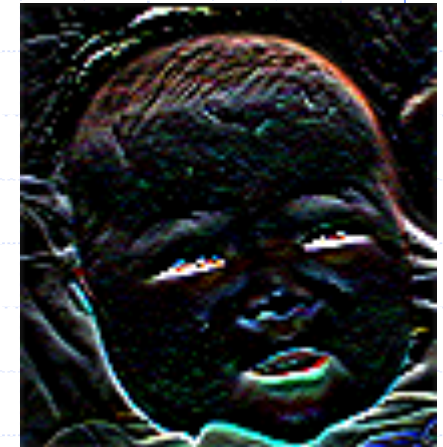
- 無限に続く関数
(実際には 3σ ぐらいでよい)
- σ は, オペレータの
広がり(平滑化の
度合い)



微分フィルタ

X微分

Y微分



◆ 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

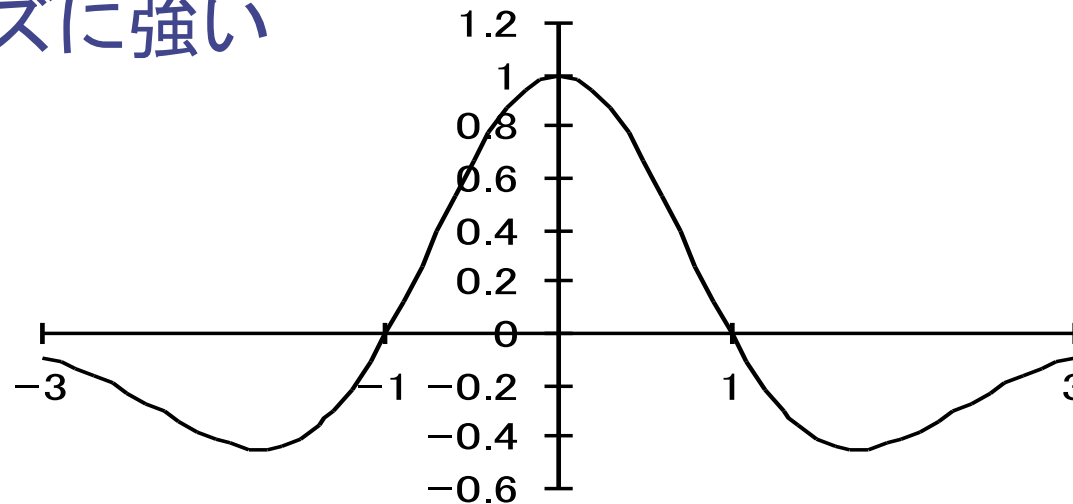
ガウシアン

オペレータの
合成が可能

◆ 平滑化と微分フィルタを組み合わせたもの

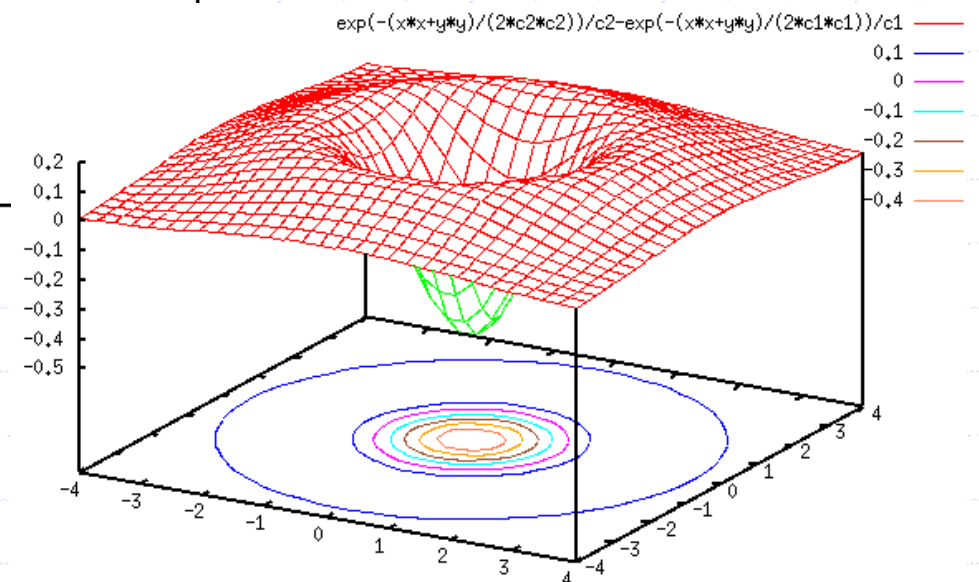
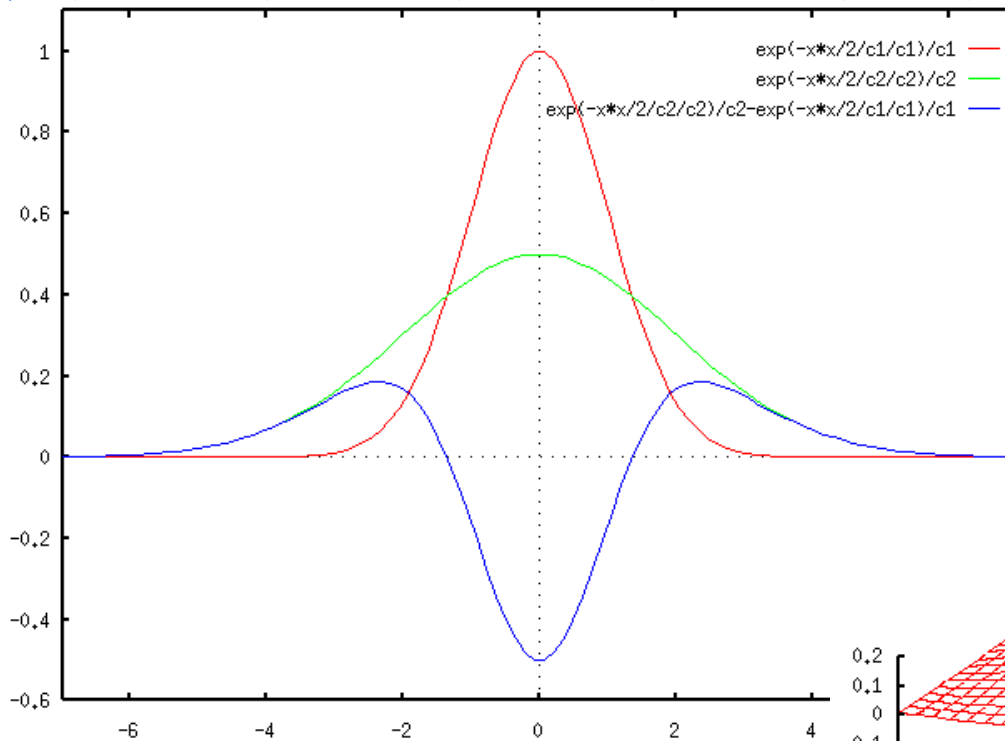
$$LoG(f) = \nabla^2 \cdot (G * f) = (\nabla^2 \cdot G) * f$$

■ ノイズに強い

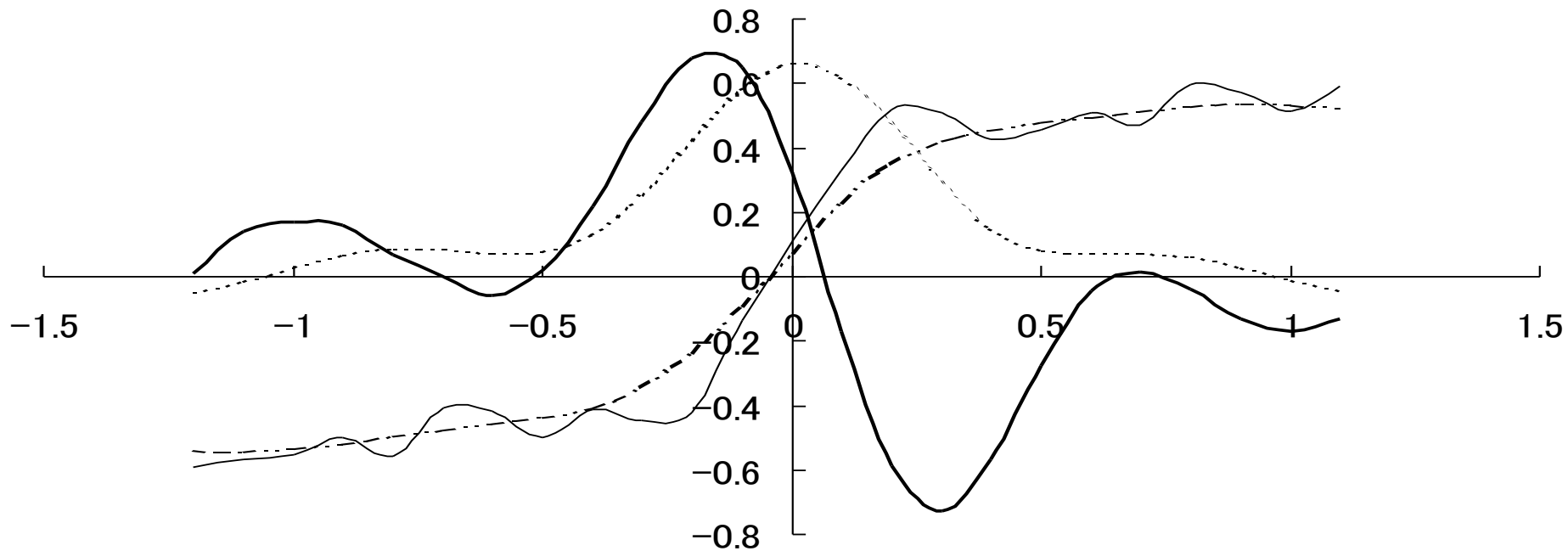


LoG オペレータ

DoG (Difference of Gaussian)



LoG フィルタの効果

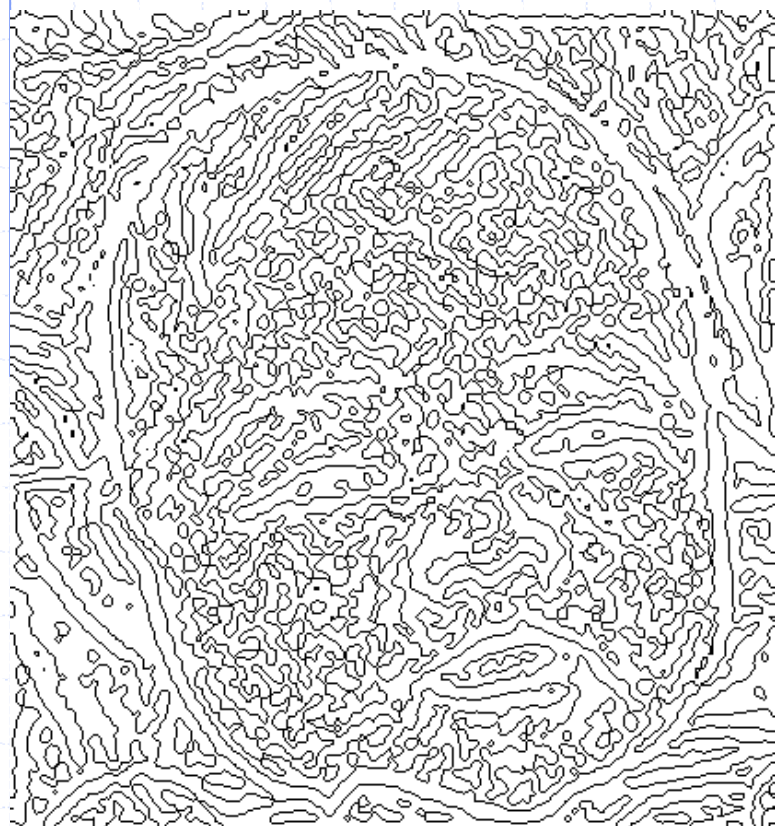


— 原波形 ガウシアン平滑化 DoG — LoG

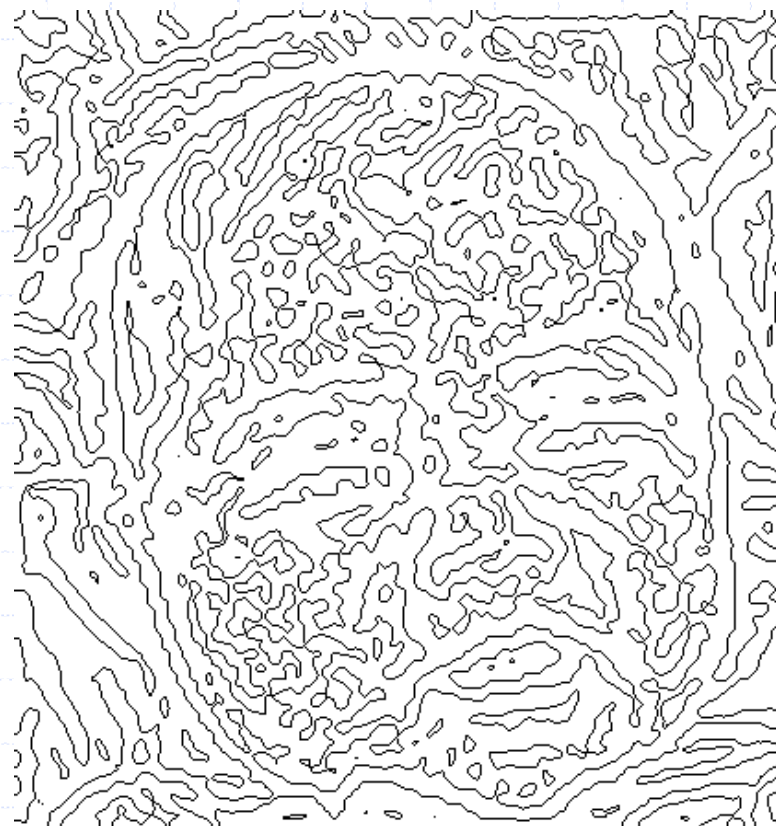
- ◆ ノイズに対して強い微分が可能
(感応する空間周波数帯を選択可能)

LoG フィルタの例

LoG のゼロクロス抽出



ぼかし:小



ぼかし:大

エッジの位置が, 若干移動することあり

二次元フーリエ変換

◆ フーリエ変換の定義

- 連続
$$F(u, v) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) \cdot e^{-2j\pi(ux+vy)} dx dy$$

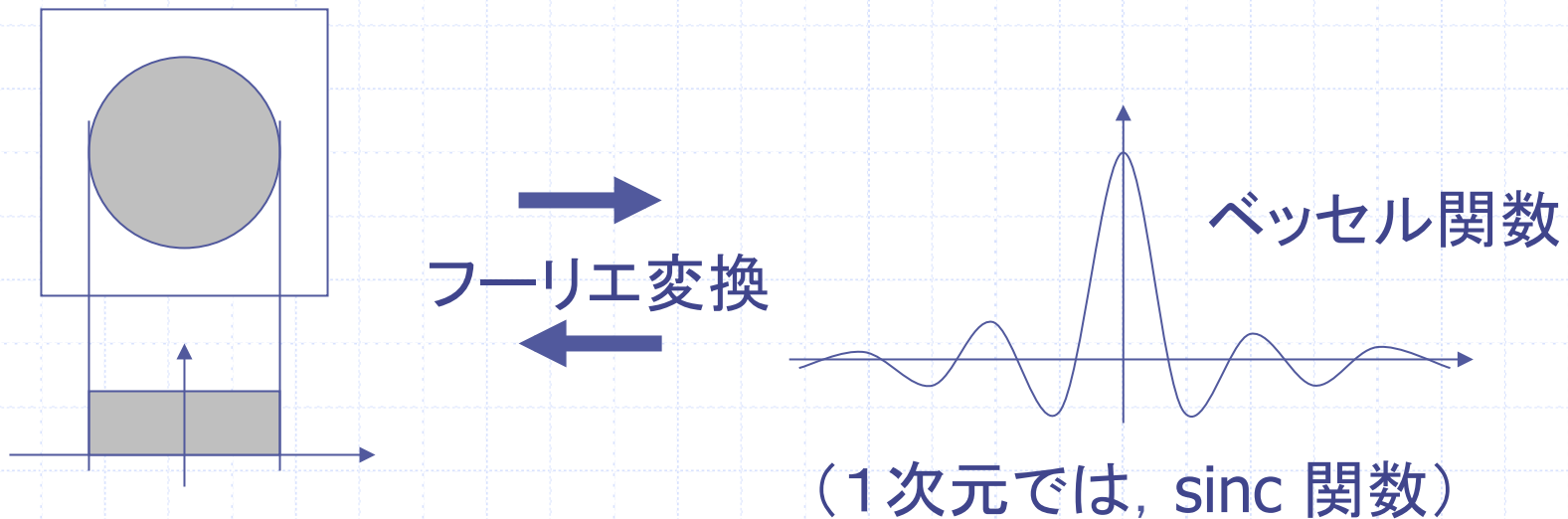
- 離散
$$S(u, v) = \frac{1}{MN} \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} s(m, n) \cdot e^{-2j\pi\left(\frac{um}{M} + \frac{vn}{N}\right)}$$

◆ 性質

$$f * k = F^{-1} \{F\{f * k\}\} = F^{-1} \{F\{f\} \cdot F\{k\}\}$$

- 畳み込みは, 積に移される
- 畳み込みオペレータは, 空間周波数領域でのフィルタリングに置き換え可能(逆も真)

有限関数のフーリエ変換



- ◆ 有限関数のフーリエ変換は、有限ではない
 - ある周波数以上の信号をカットするための畳み込みオペレータの径は無限

畳み込みOp. のフーリエ変換

◆ ガウシアン

- ガウス関数のフーリエ変換はガウス関数
→ ローパスフィルタ

◆ 微分・二次微分

- ハイパスフィルタ

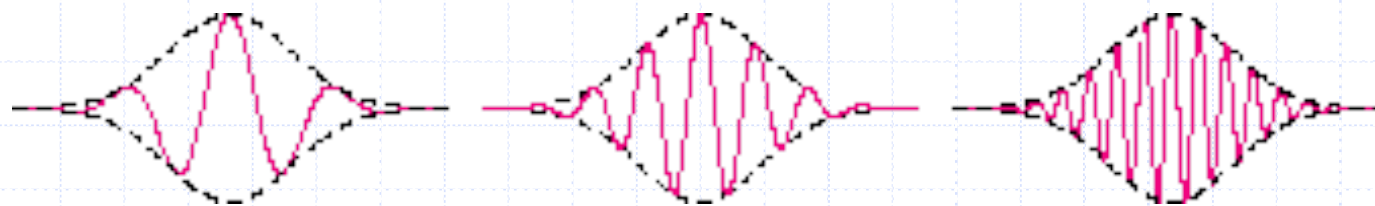
◆ DoG, LoG

- バンドパスフィルタ

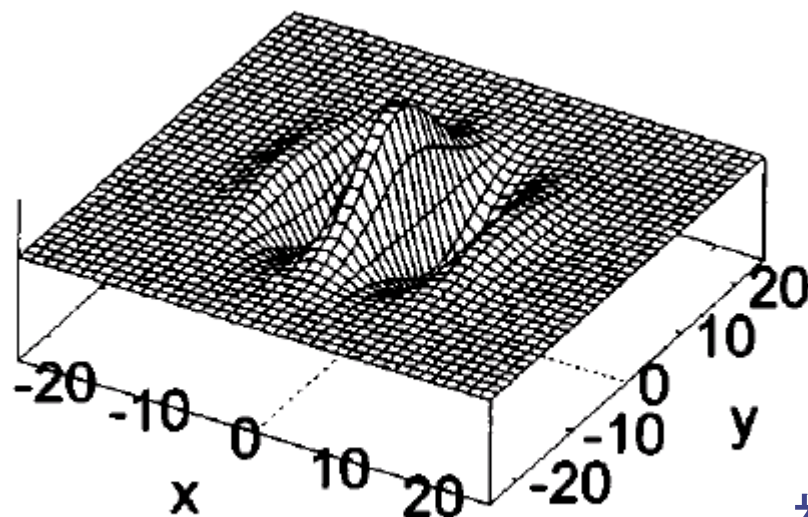
◆ 総称して、線形フィルタと呼ばれる

ガボール変換

◆ ガウシアンウィンドウ+フーリエ変換



ガボール関数の例



(a)

- 周波数
- 角度
- 位置

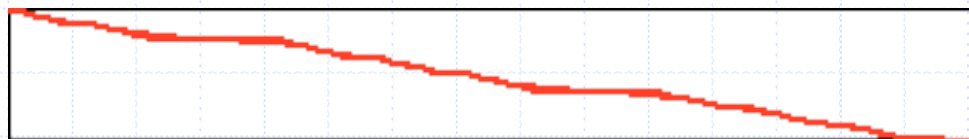
複素ガボール関数の例

Wavelet 変換とスケールスペース

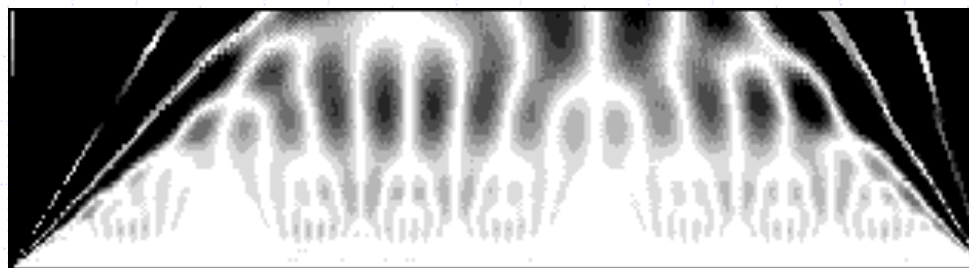
◆ Wavelets of constant shape



- Gabor – 一定のガウシアン
- Wavelet – 形が一定



コッホ曲線



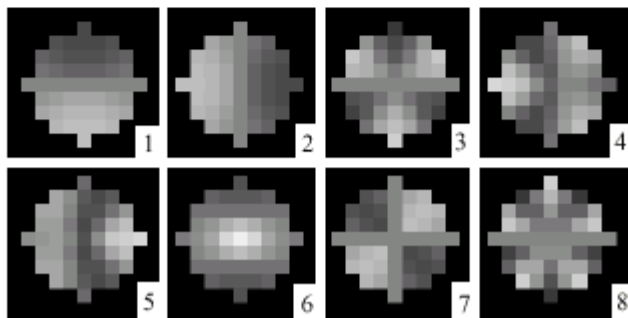
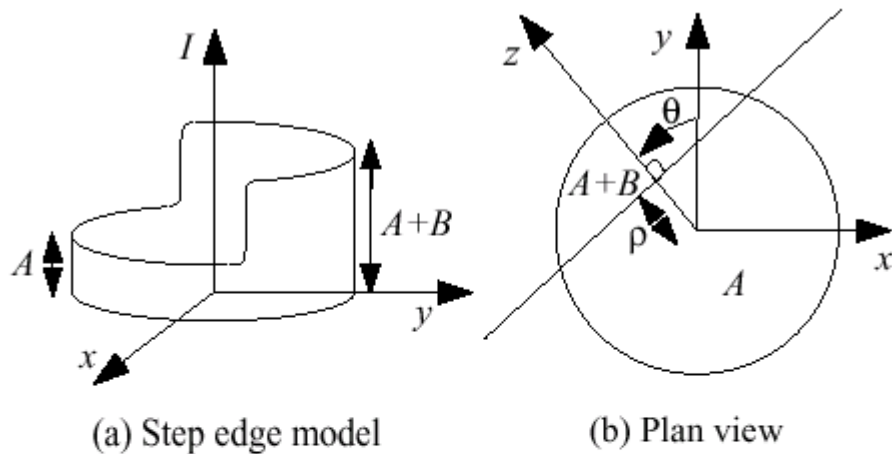
Wavelet 変換

scale

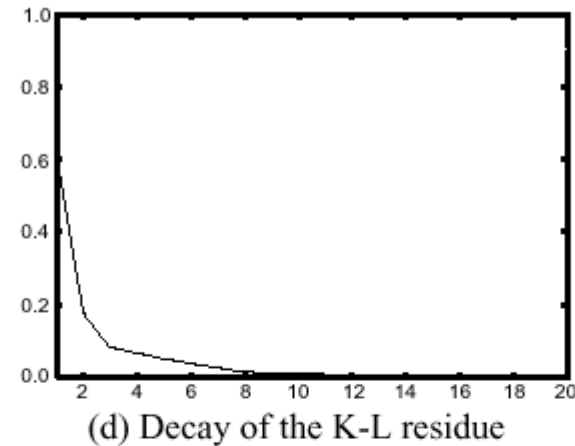
空間(space)

Parametric Feature Detection

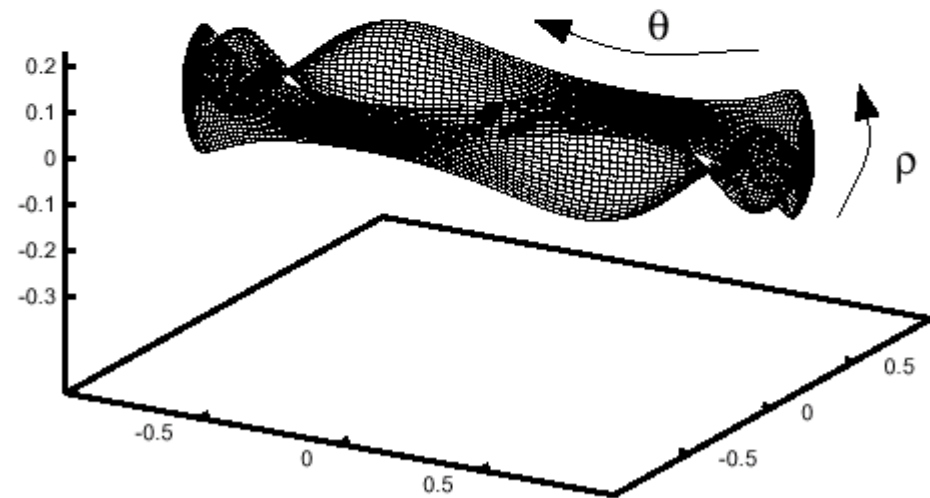
◆ 抽出対象モデルの K-L 展開 + 判定



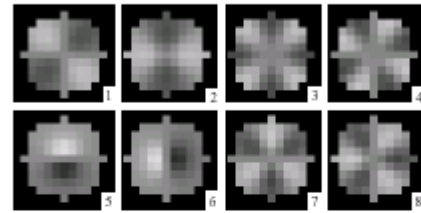
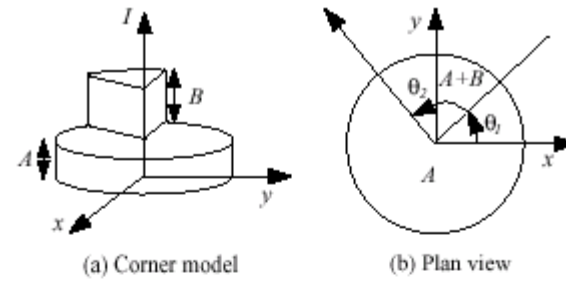
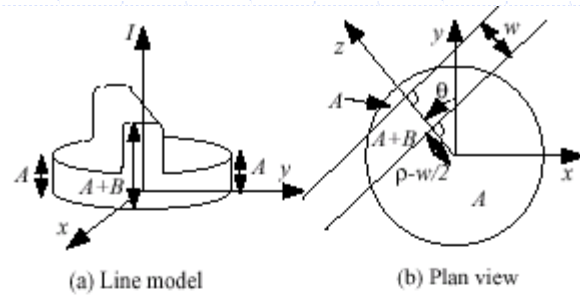
(c) First 8 eigenvectors



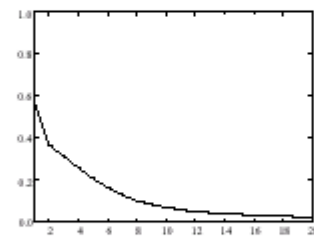
(d) Decay of the K-L residue



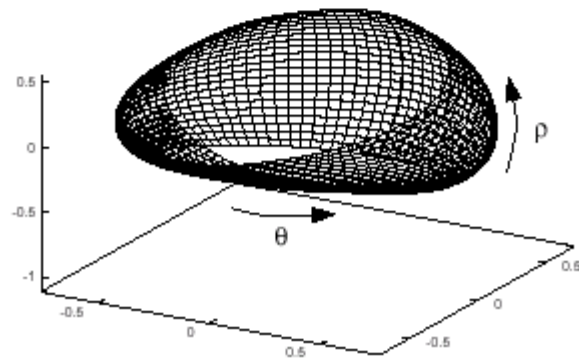
(e) Step edge parametric manifold



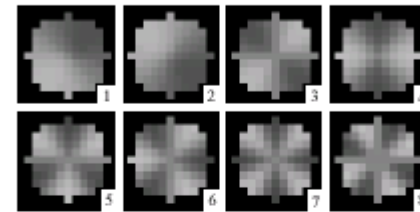
(c) First 8 eigenvectors



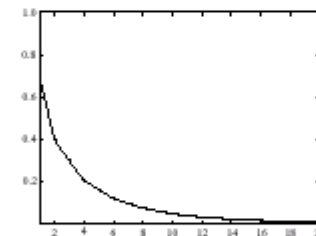
(d) Decay of the K-L residue



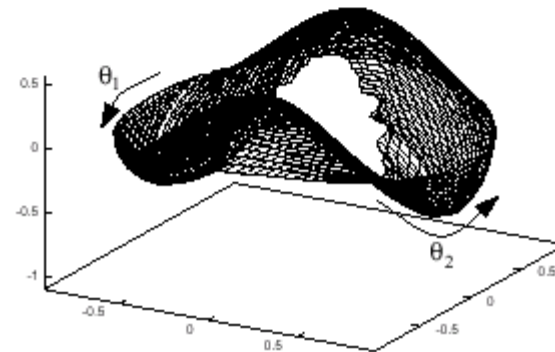
(e) Line parametric manifold



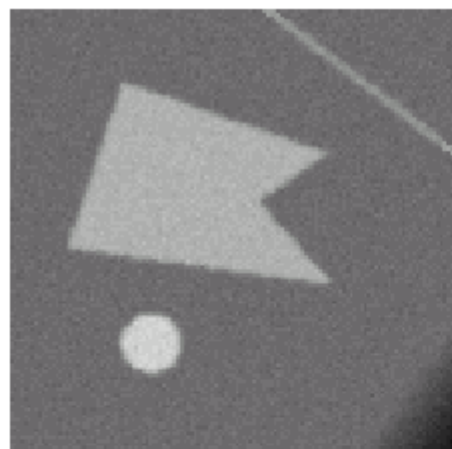
(c) First 8 eigenvectors



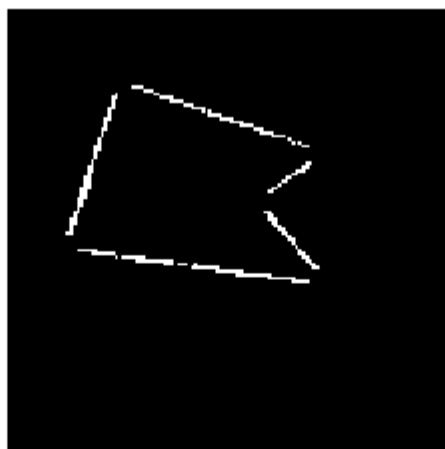
(d) Decay of the K-L residue



検出結果



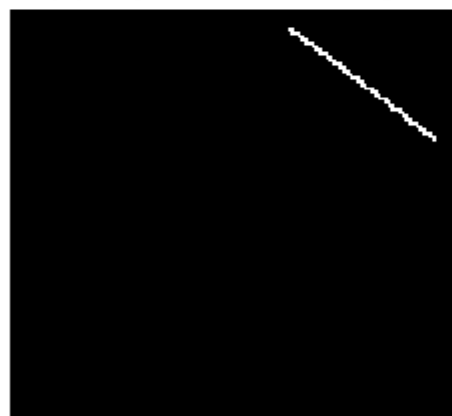
(a) Synthetic image



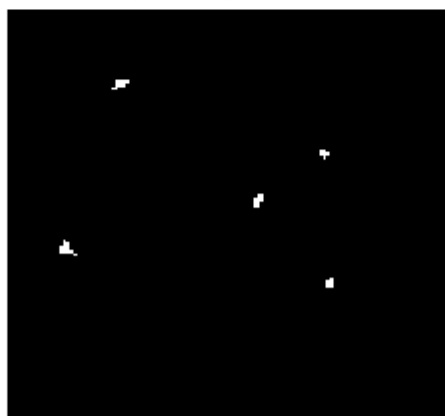
(b) Step edges



(c) Roof edges



(d) Lines



(e) Corners



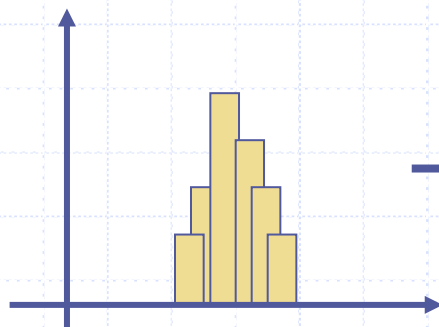
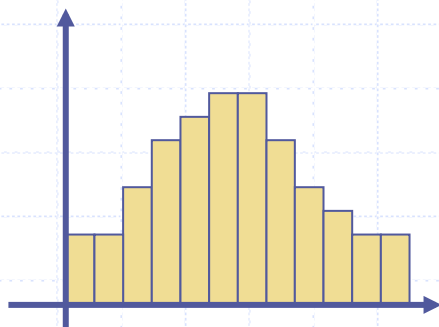
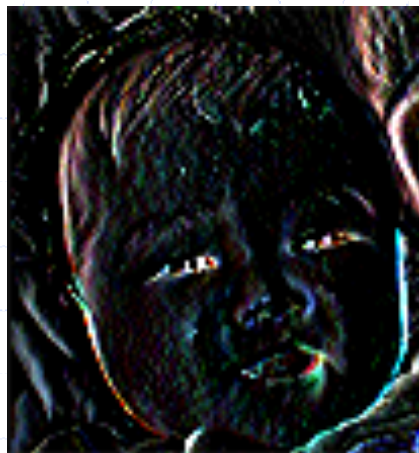
(f) Circular discs

画像圧縮

DPCM



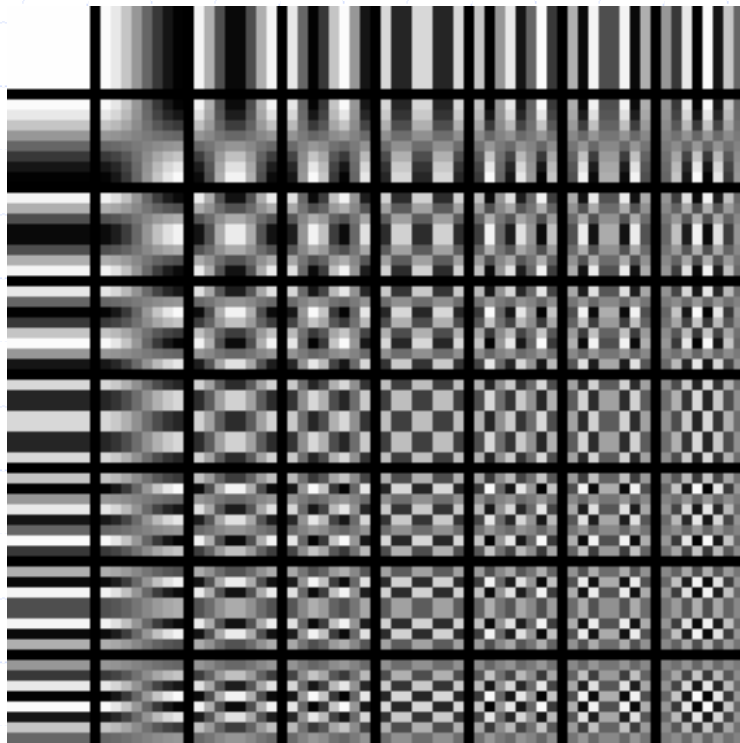
→
横微分



→ エントロピー符号化
(ハフマンコードなど)

- ◆ →ランレングスコード化
 - ランのハフマンコード化など

直行変換符号化



離散コサイン変換の基底

◆ K-L 変換

- 理論上最高性能
- 時間がかかる
- 基底伝送の必要性

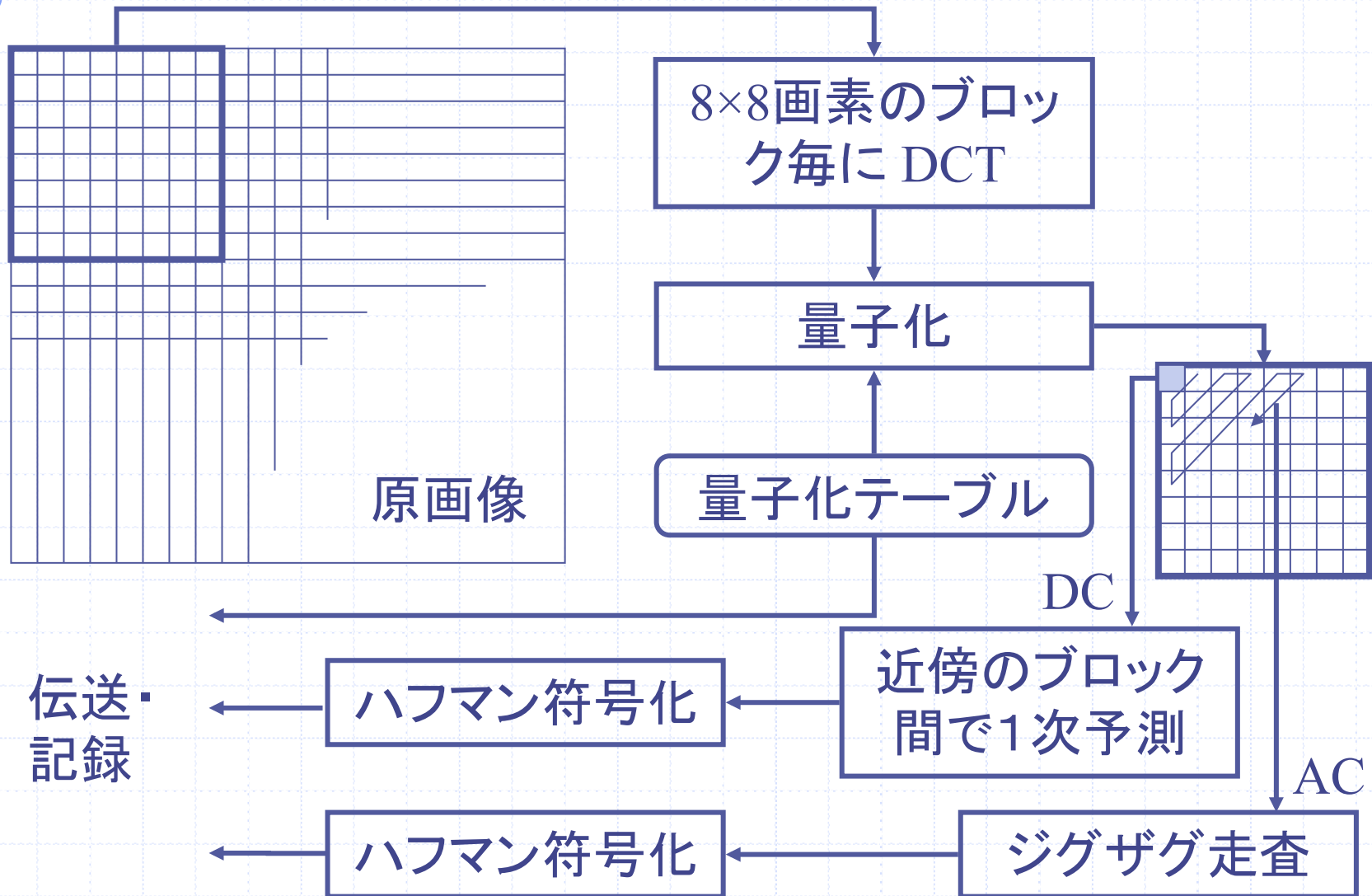
◆ アダマール変換

- 乗算が不要

◆ 離散コサイン変換

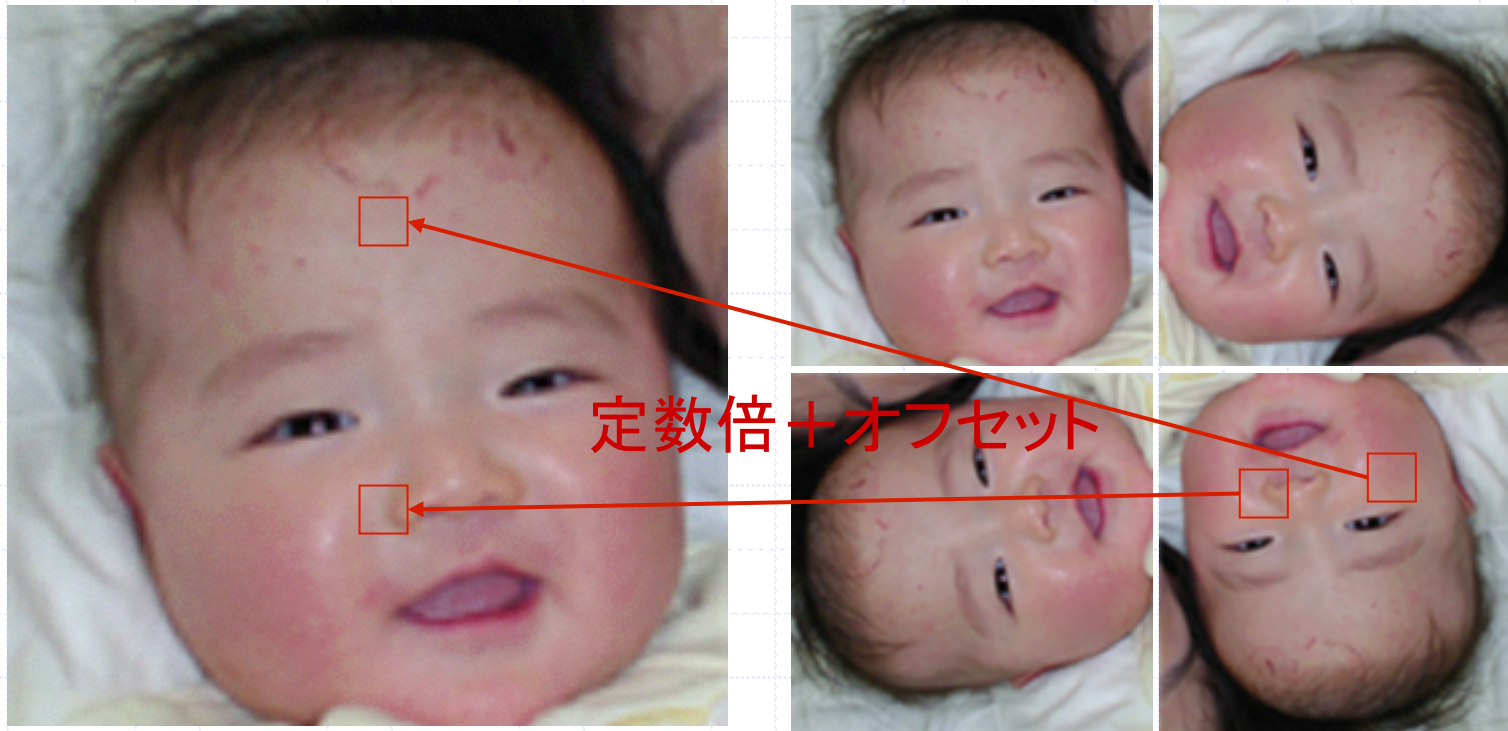
- K-L 変換に近い性能

JPEG符号化



フラクタル圧縮

◆ 画像の自己相似性を利用

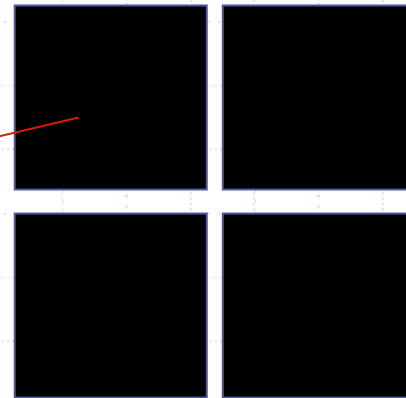
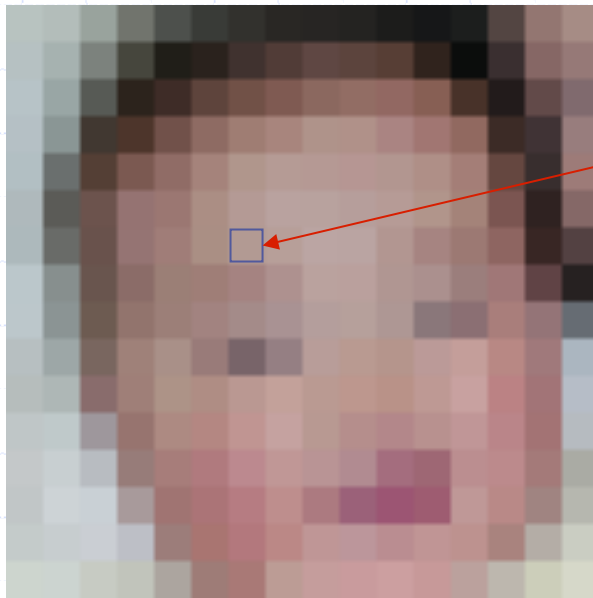


圧縮過程

- ◆ 縮小画像からもっとも似たブロックを探す
 - 正規化相関が最大のブロックを探す
→ 定数倍・オフセットの自由度
- ◆ 圧縮結果のデータ
 - 縮小画像上のブロック位置
 - 定数倍・オフセット係数
- ◆ 縮小率・ブロックサイズなど
 - ブロックサイズは小さめ, 4x4 などが多い
 - 縮小率は $\frac{1}{2}$ が多い

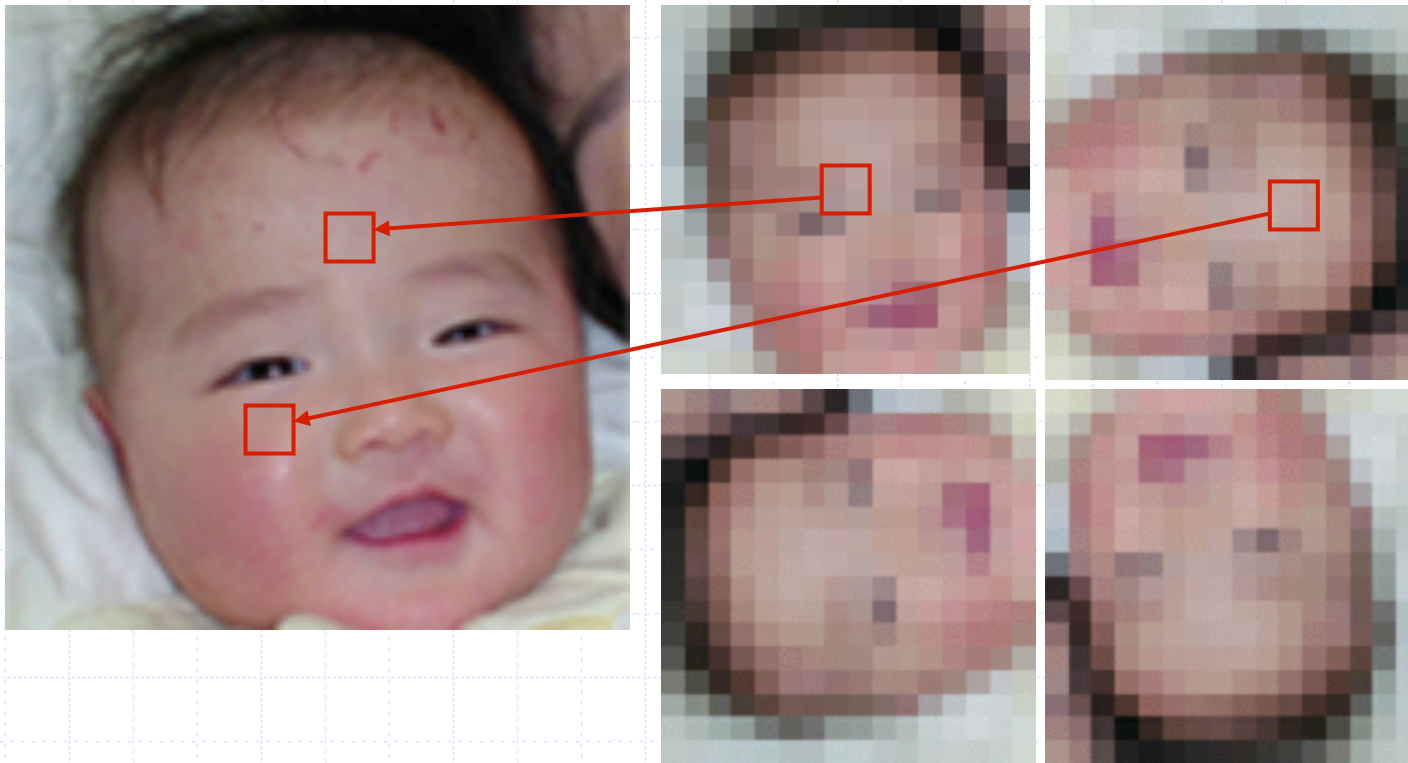
復元過程(1)

- ◆ 任意の画像からスタート(たとえば黒画像)
 - 第1回目の復元画像は, オフセット画像

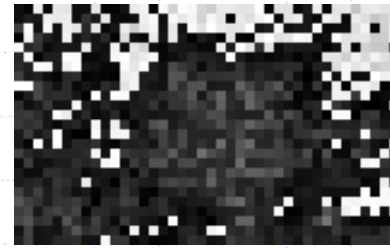


復元過程(2)

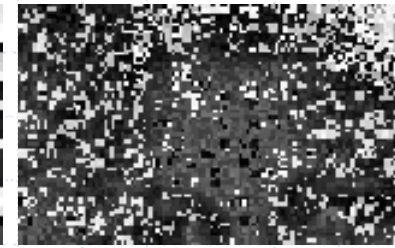
◆ 同じ操作を複数回繰り返す



復元の様子



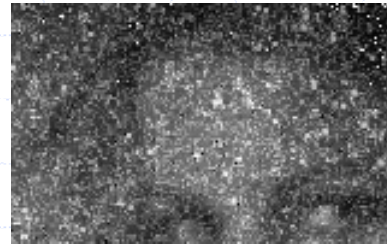
1回目



2回目



3回目



4回目



5回目



6回目



フラクタル圧縮



JPEG圧縮

どちらも圧縮率 3%

フラクタル圧縮の利点

- ◆ 自然画像に適する
 - 自然物の自己相似性
- ◆ ブロックノイズが出にくい
 - 滑らかなグラデーションの再現に適する
- ◆ 再現画像の解像度が可変
- ◆ 復元に利用可能な時間に合わせて品質を調整可能