

デジタルメディア処理1

担当: 井尻 敬

スケジュール

09/26 インTRODクシヨン1 : デジタル画像とは, 量子化と標本化, Dynamic Range

10/03 インTRODクシヨン2 : デジタルカメラ, 人間の視覚, 表色系

10/10 フィルタ処理1 : トーンカーブ, 線形フィルタ

10/17 フィルタ処理2 : 非線形フィルタ, ハーフトーニング

10/24 フィルタ処理3 : 離散フーリエ変換と周波数フィルタリング

11/07 前半のまとめと中間試験

11/14 画像処理演習 : python入門 (演習室)

11/21 画像処理演習 : フィルタ処理 (演習室)

11/28 画像処理演習 : フィルタ処理 (演習室)

12/05 画像処理演習 : フィルタ処理 (演習室)

12/12 画像の幾何変換 1 : アフライン変換

12/19 画像の幾何変換 2 : 画像の補間

01/16 画像復元 : ConvolutionとDe-convolution (変更する可能性有り)

01/23 後半のまとめと期末試験

フィルタ処理2 : 非線形フィルタ, ハーフトーニング

達成目標

- 非線形フィルタ処理の計算法と効果を説明できる.
- ハーフトーン処理の計算法と効果を説明できる

Contents

- 線形フィルタの復習
- 非線形フィルタ
- ハーフトーニング

復習 : 空間フィルタ (線形)

空間フィルタ (非線形)

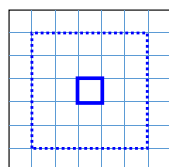
準備:平均と分散

実数値の集合 $\{x_i | i = 1, \dots, N\}$ が与えられたとき、

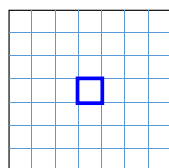
その平均は $\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$, 分散は $\sigma^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^2$ で与えられる

- 以下の集合の平均と分散を求めよ
 $\{3, 0, 3, 5, 4, 3, 5, 1\}$
- 以下の集合AとBどちらが分散が大きい
 A: $\{3, 4, 3, 4, 3, 2, 2\}$, B: $\{3, 5, 3, 5, 3, 1, 1\}$

エッジ保存平滑化フィルタ



入力画像

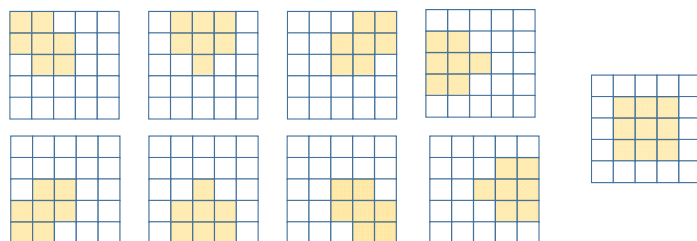


出力画像

- 線形平滑化フィルタでは、画素 (i, j) を計算するため周囲の画素の重み付和を計算した

1/25	1/25	1/25	1/25	1/25
1/25	1/25	1/25	1/25	1/25
1/25	1/25	1/25	1/25	1/25
1/25	1/25	1/25	1/25	1/25
1/25	1/25	1/25	1/25	1/25

- エッジ保存平滑化フィルタでは、以下9種の領域を考え、一番分散の小さな領域の平均値を、その画素の値とする



中央値フィルタ(Median filter)

- 中央値 (median) とは…
 数字の集合の代表値
 数字の小さい順に並べ、ちょうど中央に位置する値

入力 : 6, 2, 1, 5, 3, 12, 1000

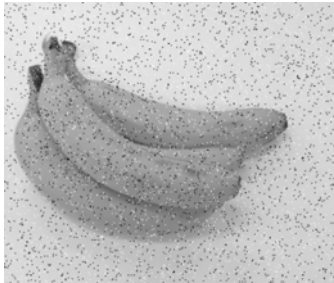
平均 : $1/7 \times (6+2+1+5+3+12+1000) = 147$

中央値 : 1, 2, 3, 5, 6, 12, 1000 \rightarrow 5

中央値と平均値は、用途によって使い分ける
 \rightarrow 年収など、外れ値の影響が大きい対象には中央値を

中央値フィルタ(Median filter)

ImageJ
Process>Filters>Gaussian Blur
Process>Filters>median



Salt & pepper noise image



Gaussian Blur



Median filter

- + 画素 (i, j) を中心とする幅 h の窓内の中央値を新しい画素値とする
- + 外れ値 (スパイクノイズ) を除去出来る
- + 特徴(エッジ)をある程度保存する

バイラテラルフィルタ

画像中の領域の境界(強いエッジ)をまたがずに平滑化

単純な平滑化

元画像

特徴保存平滑化



(Gaussian filter)



(bilateral filter)

画像の出典
[© Shin Yoshizawa]

バイラテラルフィルタ

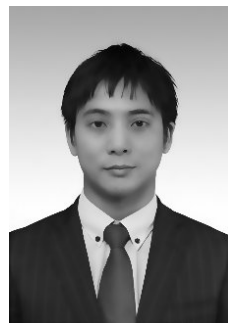
ImageJ
Plug in>Process > Bilateral Filters



Original image



Bi-Lateral Filer
Spatial radi:3
Range radi:50



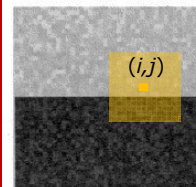
Bi-Lateral Filer
Spatial radi:5
Range radi:80

ブラー効果により顔の"あら"が消える
輪郭が保持されるのでフィルターをかけたことに気づきにくい
あまり強くかけすぎると不自然な画像になる

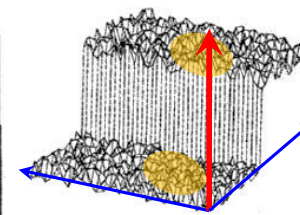
バイラテラルフィルタ

最も有名な特徴保存フィルタの1つ

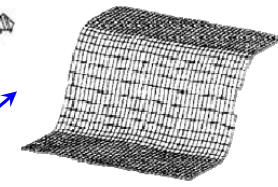
空間的距離だけでなく、画素値の差を利用して重み計算



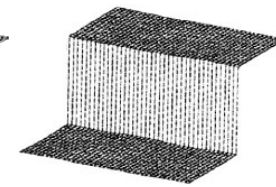
入力画像



Bilateral空間
+ 位置空間
+ 値空間



Gaussian filter
位置空間の距離で重み付け
(遠いほど重みを小さく)



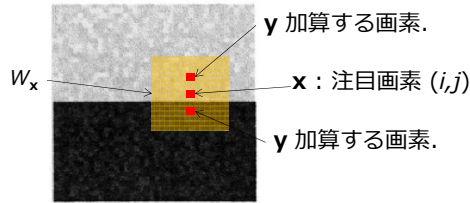
Bilateral filter
Bilateral空間の距離で重み付け
(遠いほど重みを小さく)

画像の出典 [CG-Arts協会 デジタル画像処理 図5.37]

バイラテラルフィルタ

$$I_{new}(\mathbf{x}) = \frac{\sum_{\mathbf{y} \in W_{\mathbf{x}}} h(\mathbf{x}, \mathbf{y}) I(\mathbf{y})}{\sum_{\mathbf{y} \in W_{\mathbf{x}}} h(\mathbf{x}, \mathbf{y})}$$

\mathbf{x} : 注目画素位置
 \mathbf{y} : 局所窓内の画素位置
 $W_{\mathbf{x}}$: \mathbf{x} が中心の局所窓



※ 『カーネルh』は窓内の画素値に依存するので線形フィルタではない

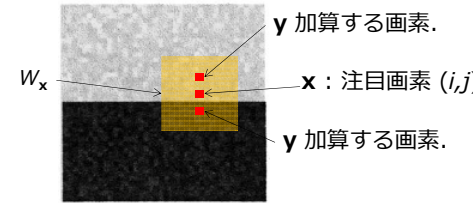
Gaussian filter : $h(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = G_s(|\mathbf{x} - \mathbf{y}|)$

Bilateral filter : $h(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \underbrace{G_s(|\mathbf{x} - \mathbf{y}|)}_{\text{Spatial Kernel}} \cdot \underbrace{G_h(|I(\mathbf{x}) - I(\mathbf{y})|)}_{\text{Intensity Kernel}}$

バイラテラルフィルタ

$$I_{new}(\mathbf{x}) = \frac{\sum_{\mathbf{y} \in W_{\mathbf{x}}} h(\mathbf{x}, \mathbf{y}) I(\mathbf{y})}{\sum_{\mathbf{y} \in W_{\mathbf{x}}} h(\mathbf{x}, \mathbf{y})}$$

\mathbf{x} : 注目画素位置
 \mathbf{y} : 局所窓内の画素位置
 $W_{\mathbf{x}}$: \mathbf{x} が中心の局所窓



Gaussian filter :

$$h(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = G_s(|\mathbf{x} - \mathbf{y}|)$$

Bilateral filter :

$$h(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \underbrace{G_s(|\mathbf{x} - \mathbf{y}|)}_{\text{Spatial Kernel}} \cdot \underbrace{G_h(|I(\mathbf{x}) - I(\mathbf{y})|)}_{\text{Intensity Kernel}}$$

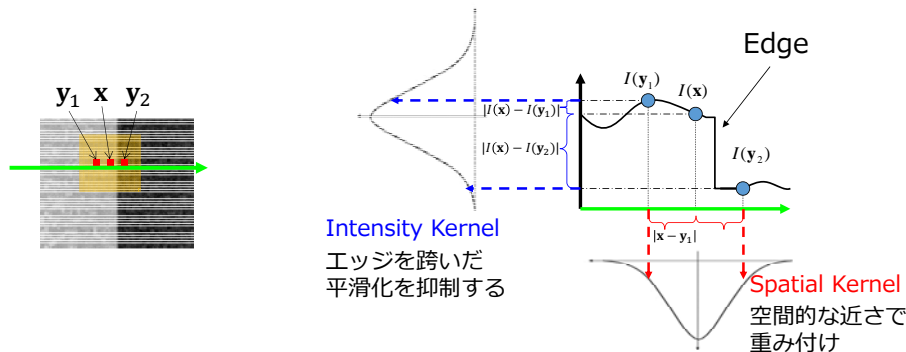
G_σ は標準偏差 σ のガウス関数

※ 『カーネルh』は窓内の画素値に依存するので線形フィルタではない

バイラテラルフィルタ

注目画素位置 $\mathbf{x} = (i, j)$
 窓内の画素位置 $\mathbf{y} = (i + m, j + n)$

$$h(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = G_s(|\mathbf{x} - \mathbf{y}|) \cdot G_h(|I(\mathbf{x}) - I(\mathbf{y})|)$$

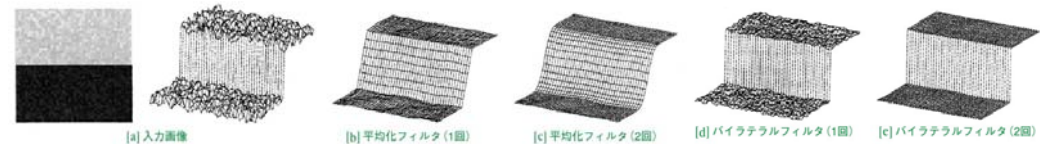


バイラテラルフィルタ (パラメタ)

$$h(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = G_s(|\mathbf{x} - \mathbf{y}|) \cdot G_h(|I(\mathbf{x}) - I(\mathbf{y})|)$$

パラメータ h : 平滑化したい領域の輝度値の標準偏差の 0.5-2.0倍程度をよく用いる
 複数回適用すると良い結果が出やすい
 カラー画像はチャンネル毎でなく、以下を用いて同じ重みを利用するとよい

$$|I(\mathbf{x}) - I(\mathbf{y})| = \left| \begin{pmatrix} R(\mathbf{x}) - R(\mathbf{y}) \\ G(\mathbf{x}) - G(\mathbf{y}) \\ B(\mathbf{x}) - B(\mathbf{y}) \end{pmatrix} \right|$$



まとめ：空間フィルタ（非線形）

- エッジ保存効果のあるフィルタを紹介した
 - エッジ保存平滑化
 - メディアンフィルタ
 - バイラテラルフィルタ
- 線形フィルタと比べ計算量は大きいですが、特殊な効果が得られる

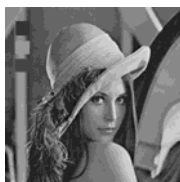


画像の出典[©Shin Yoshizawa]

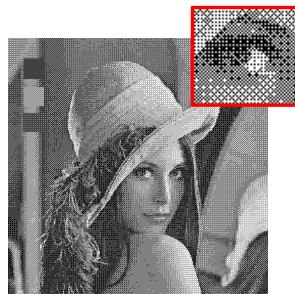
ハーフトーン処理

ハーフトーン処理

- グレースケール画像を白黒2値画像で表現する手法
- ドットパターンにより濃淡を表現する。
- 十分細かなドットパターンは、人の目に濃淡として認識される



濃度パターン法



ティザ法

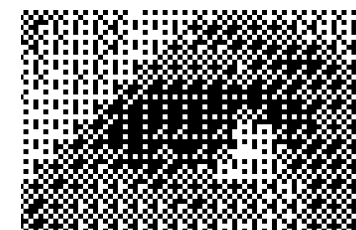
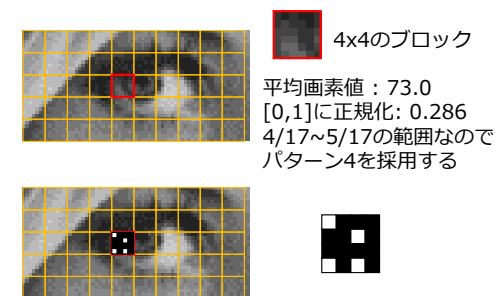
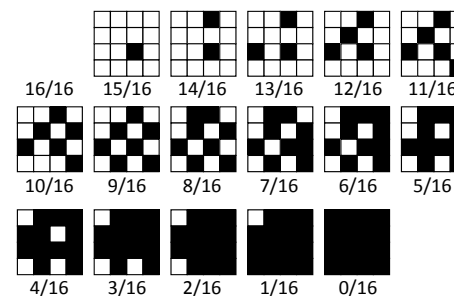


誤差拡散

濃度パターン法

1. 元画像を4X4のブロックに分割
2. 各ブロックの平均輝度値を計算
3. 各ブロックについて似た平均輝度値をもつパターンを選択し、置き換える

※ブロックのサイズは変更可（今回は4x4）



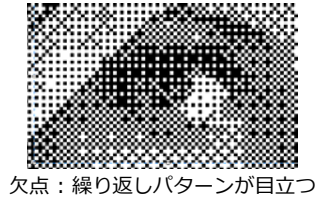
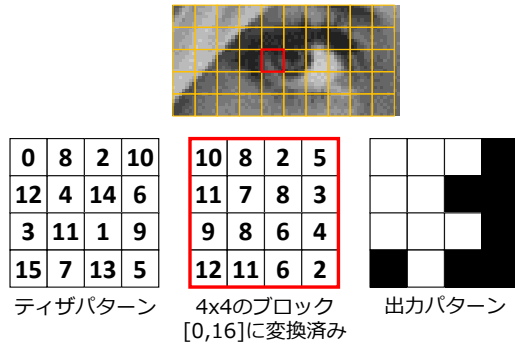
欠点：繰り返しパターンが目立つ

ディザ法

1. 元画像を4X4のブロックに分割
2. 4X4のディザパターンを用意
3. 各ブロックの画素においてディザパターンと比較

ディザパターンの値以上 -> 白
 ディザパターンの値より小さい -> 黒

※比較する際、画像の画素値を[0,255]から[0,16]に変更しておく



誤差拡散法

- 左上からラスタスキャンし一画素ずつ以下の通り2値化する
- 注目画素の画素値がIのとき

1. 二値化処理

$I > 127 \rightarrow$ 注目画素を白に
 $I \leq 127 \rightarrow$ 注目画素を黒に

2. 誤差拡散

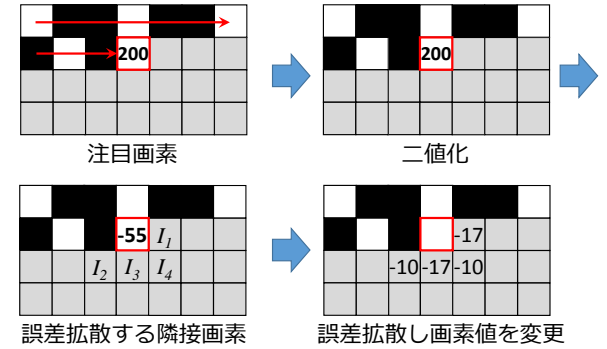
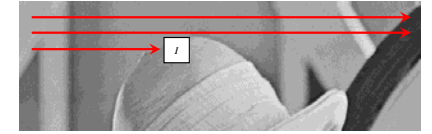
上の二値化で以下の誤差eが発生した

$I > 127 \rightarrow e = I - 255$
 $I \leq 127 \rightarrow e = I - 0$

この誤差を隣接画素 I_1, I_2, I_3, I_4 分配
 (画素値を変化させる)

$$I_1 \leftarrow I_1 + \frac{5}{16}, \quad I_2 \leftarrow I_2 + \frac{3}{16},$$

$$I_3 \leftarrow I_3 + \frac{5}{16}, \quad I_4 \leftarrow I_4 + \frac{3}{16}$$



まとめ：ハーフトーン処理

- グレースケール画像を白黒2値画像で表現する手法

濃度パターン法：ブロックの輝度値を利用しパターンで置き換える

ディザ法：ブロック内でディザパターンと画素値を比較し二値化

誤差拡散法：ラスタスキャンし二値化する。発生した誤差を利用し隣接画素の画素値を変更する

- プログラミング演習で実装します



時間が余ったら フーリエ変換の準備部分をやります