

デジタルメディア処理2

担当: 井尻 敬

デジタルメディア処理2、2017（前期）

4/13	デジタル画像とは	: イントロダクション
4/20	フィルタ処理1	: 画素ごとの濃淡変換、線形フィルタ
4/27	フィルタ処理2	: 非線形フィルタ, フーリエ変換, ローパスフィルタ, ハイパスフィルタ
5/04	画像の幾何変換1	: アファイン変換
5/11	画像の幾何変換2	: 画像の補間, イメージモザイク
5/18	画像領域分割	: 領域拡張法, 動的輪郭モデル, グラフカット法
5/25	前半のまとめ (約30分)と中間試験 (約70分)	
6/01	特徴検出1	: テンプレートマッチング, コーナー検出
6/08	特徴検出2	: DoG特徴量, SIFT特徴量, ハフ変換
6/15	画像認識1	: パターン認識概論, サポートベクタマシン
6/22	画像認識2	: ニューラルネットワーク, 深層学習
6/29	画像符号化1	: 圧縮率, エントロピー, ランレングス符号化, MH符号化
7/06	画像符号化2	: DCT変換, ウェーブレット変換など
7/13	後半のまとめ (約30分)と期末試験 (約70分)	

Contents : フィルタ処理2

- 復習 : 空間フィルタ (線形)
- 空間フィルタ (非線形)
- フーリエ級数展開
- 画像のフーリエ変換
- 周波数フィルタ

復習 : 空間フィルタ (線形)

空間フィルタ（非線形）

エッジ保存平滑化フィルタ

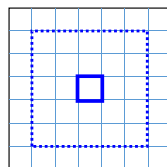
平均と分散

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

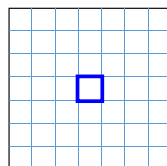
その平均は $\mu = \sum_{i=1}^N x_i$, 分散は $\sigma^2 = \sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^2$ で与えられる

- 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

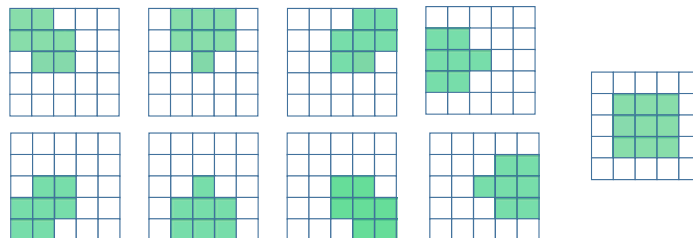


出力画像

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

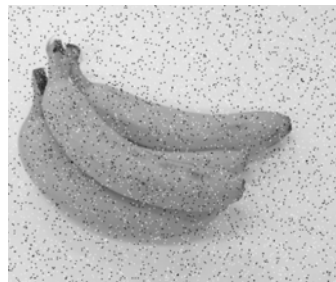
中央値 : 1, 2, 3, 5, 6, 12, 1000 → 5

中央値と平均値は、用途によって使い分ける

→ 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

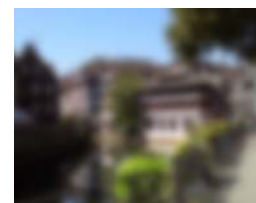
バイラテラルフィルタ

画像中の領域の境界(強いエッジ)をまたがずに平滑化

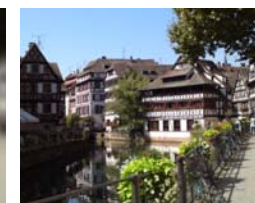
単純な平滑化

元画像

特徴保存平滑化



(Gaussian filter)



(bilateral filter)

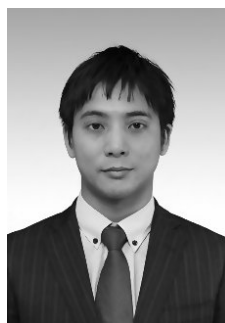
両画像とも
© Shin Yoshizawa

バイラテラルフィルタ

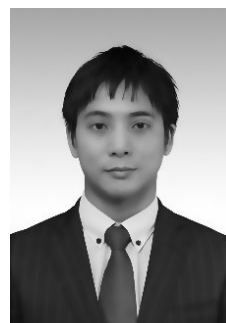
ImageJ
Plug in>Process > Bilateral Filters



Original image



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

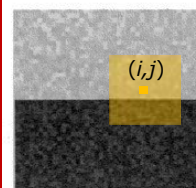


Bi-Lateral Filer
Spatial radi:5
Range radi:80

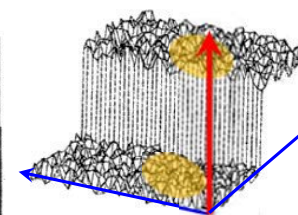
ブラー効果により顔の"あら"が消える
輪郭が保持されるのでフィルターをかけたことに気づきにくい
あまり強くかけすぎると不自然な画像になる

バイラテラルフィルタ

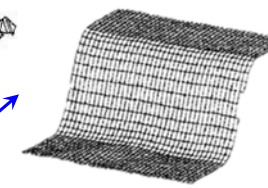
最も有名な特徴保存フィルタの1つ
空間的距離だけでなく、画素値の差を利用して重み計算



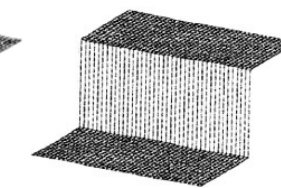
入力画像



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)



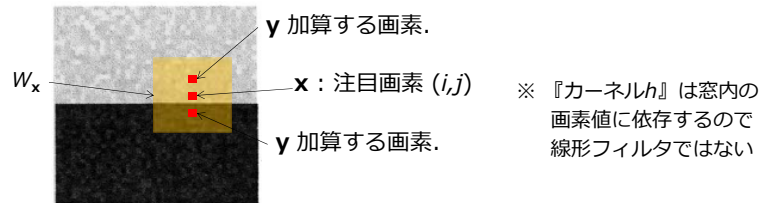
Bilateral filter
Bilateral空間の距離で重み付け
(遠いほど重みを小さく)

画像は [CG-Arts協会 デジタル画像処理]より

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



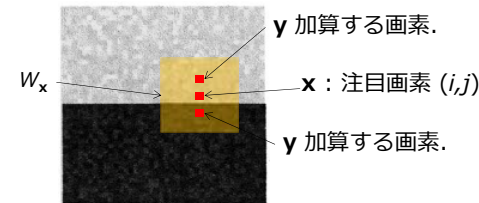
Gaussian filter : $h(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = G_s(|\mathbf{x} - \mathbf{y}|)$

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

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 :

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

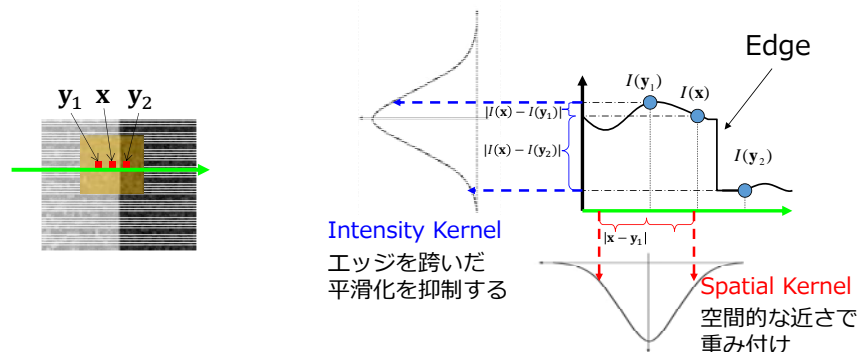
G_σ は標準偏差 σ のガウス関数

※ 『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 $\mathbf{y} = (i + m, j + n)$

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



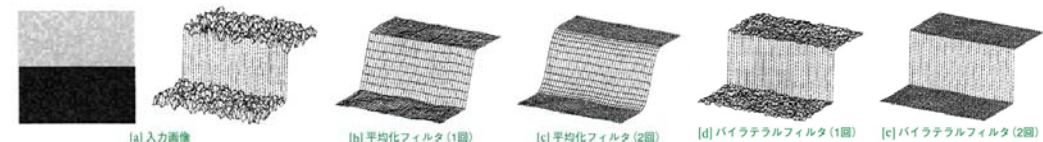
バイラテラルフィルタ (パラメタ)

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

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



画像は[Shin Yoshizawa撮影]のお台場のガンダムにバイラテラルフィルタを掛けたもの