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，~~非線形フィルタ
4/27　フィルタ処理2　　：フーリエ変換，ローパスフィルタ，ハイパスフィルタ
5/11　画像の幾何変換１：アファイン変換
5/18　画像の幾何変換２：画像の補間，イメージモザイキング
5/25　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，
6/01　**前半のまとめ (約30分)と中間試験（約70分）**
6/08　特徴検出1　　　：テンプレートマッチング、コーナー・エッジ検出
6/15　特徴検出2　　　：DoG特徴量、SIFT特徴量、ハフ変換
6/22　画像認識1　　　：パターン認識概論，サポートベクタマシン
6/29　画像認識2　　　：ニューラルネットワーク、深層学習
7/06　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
7/13　画像符号化2　　：DCT変換，ウエーブレット変換など
7/20　**後半のまとめ (約30分)と期末試験（約70分）**

アンケート結果

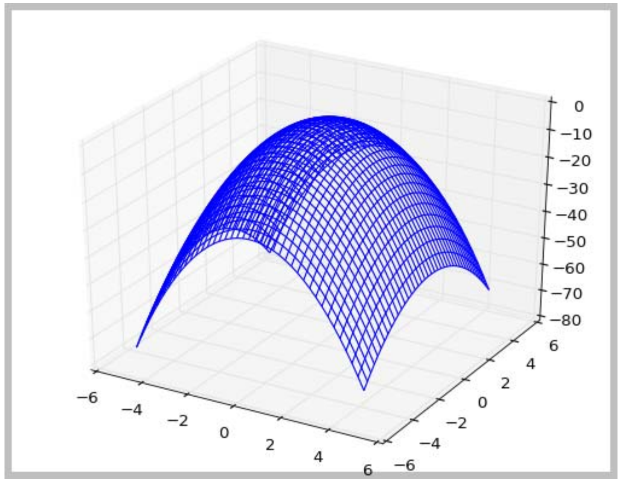
- 回答率 60%
- 12回、13回について
  - 座学8, 演習38
  - 演習する方向で調整します
  - 座学希望の方すみません（圧縮に関する重要部分についてはPC室で講義します）
- 先鋭化フィルタについて
  - 元画像からラプラシアンフィルタをかけた結果を引くとよいです
  - 正しい解答が多かったです(1/3 ~ 1/2くらい)（予想よりみんな理解しているなぁ。。。と）

$$\begin{matrix}0&0&0\\0&1&0\\0&0&0\end{matrix} \; - \; \begin{matrix}0&1&0\\1&-4&1\\0&1&0\end{matrix} \; \rightarrow \; \begin{matrix}0&-1&0\\-1&5&-1\\0&-1&0\end{matrix}$$

→ 詳細解説

講義の感想など

- 教室が暗いと眠いx 2
- 論文の紹介はよい
- 2変数微分の説明をもう少しゆっくりして欲しかった → やります
- フィルターの部分で若干置いてかれた
- 練習問題も時間があれば解いてほしい
- Seam carving の重要度合いの評価方法は？ → 説明
- 生協に教科書売ってなかった →注文しました（すみません。。。）



$f(x,y) = -2x^2 - y^2$

前回の講義中に適当に流した勾配の話…

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

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

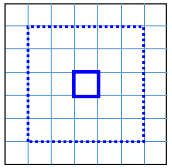
実数値の集合 $\{x_i | i = 1, \ldots, N\}$ が与えられたとき、

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

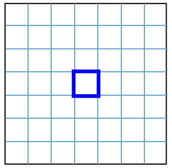
1. 以下の集合の平均と分散を求めよ
   {3,0,3,5,4,3,5,1}

2. 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

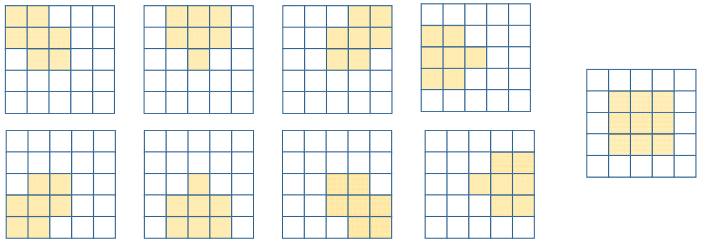


出力画像

- 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 x (6+2+1+5+3+12+1000) = 147

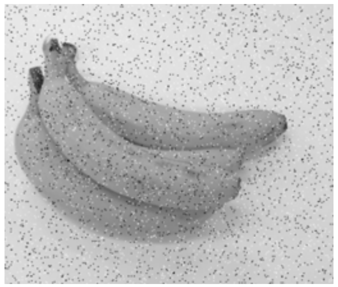
中央値： 1, 2, 3, 5, 6, 12, 1000 → 5

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

(Gaussian filter)

元画像

特徴保存平滑化

(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

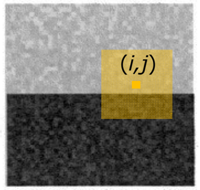
Bi-Lateral Filer
Spatial radi:3
Range radi:50

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

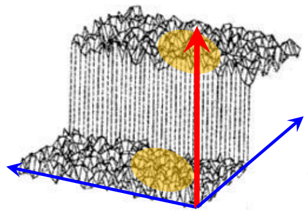
ブラー効果により顔の”あら”が消える
輪郭が保持されるのでフィルターをかけたことに気づきにくい
あまり強くかけすぎると不自然な画像になる

バイラテラルフィルタ

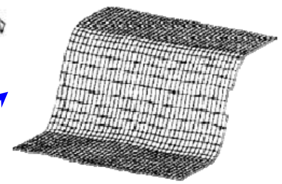
最も有名な特徴保存フィルタの１つ
空間的距離だけでなく、画素値の差を利用して重み計算



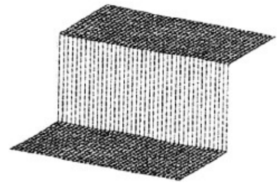
入力画像



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）



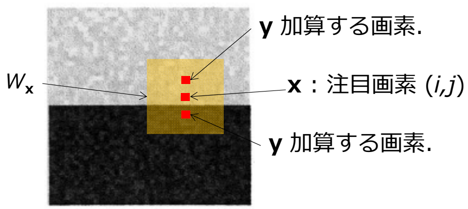
Bilateral filter
Bilateral空間の距離で重み付け
（遠いほど重みを小さく）

画像の出典 [CG-Arts協会 ディジタル画像処理 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

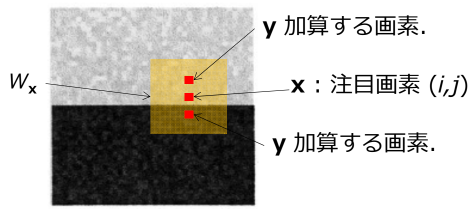
Gaussian filter：$h(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = G_s(|\mathbf{x} - \mathbf{y}|)$

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



※ 『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：

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

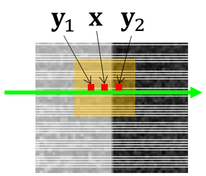
G_σは標準偏差σのガウス関数

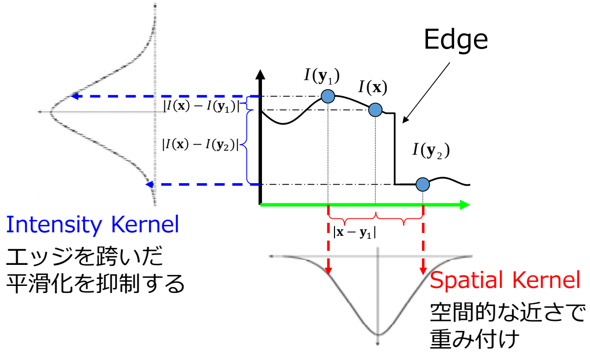
バイラテラルフィルタ

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）

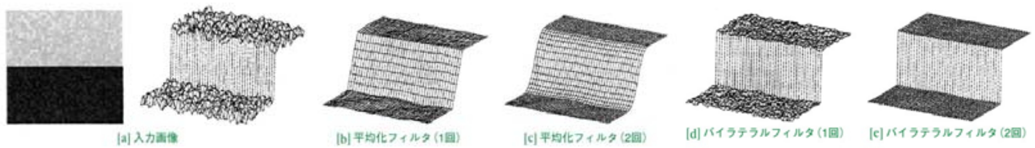
$$h(\mathbf{x},\mathbf{y}) = G_s(|\mathbf{x}-\mathbf{y}|)\cdot G_h(|I(\mathbf{x}) - I(\mathbf{y})|)$$

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

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



画像の出典 [CG-Arts協会 ディジタル画像処理 図5.37]

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が、特殊な効果が得られる

画像の出典[©Shin Yoshizawa]