

デジタルメディア処理

担当: 井尻 敬

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（エッジ保存平滑化フィルタ）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
- Convolution（畳み込み）
- 非線形フィルタ
- ハーフトーニング

線形フィルタの復習

空間フィルタとは

復習

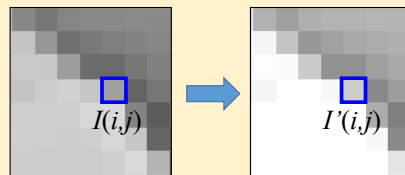
- 空間フィルタとは周囲の情報を利用して画素値を決めるフィルタ
- 空間フィルタは、線形フィルタと非線形フィルタに分けられる

トーンカーブ：

出力画素 $I'(i,j)$ を求めるのに
入力画素 $I(i,j)$ のみを利用

入力画像： $I(i,j)$

出力画像： $I'(i,j)$

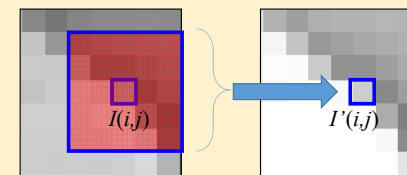


空間フィルタ：

出力画素 $I'(i,j)$ を求めるのに
入力画素 $I(i,j)$ の周囲画素も利用

入力画像： $I(i,j)$

出力画像： $I'(i,j)$

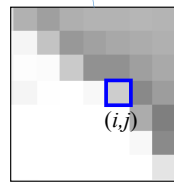


復習

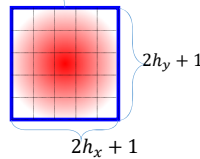
線形フィルタとは

出力画素値を，入力画像の周囲画素の重み付和で計算する

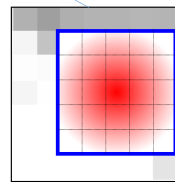
$$I'(i,j) = \sum_{m=-h_y}^{h_y} \sum_{n=-h_x}^{h_x} h(m,n) I(i+m,j+n)$$



$I'(i,j)$
出力画像



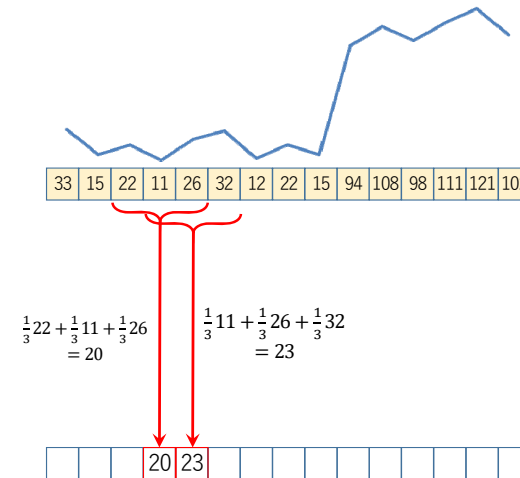
$h(i,j)$
フィルタ
各画素に重みが入っている



$I(i,j)$
入力画像

復習

線形フィルタの例 1D



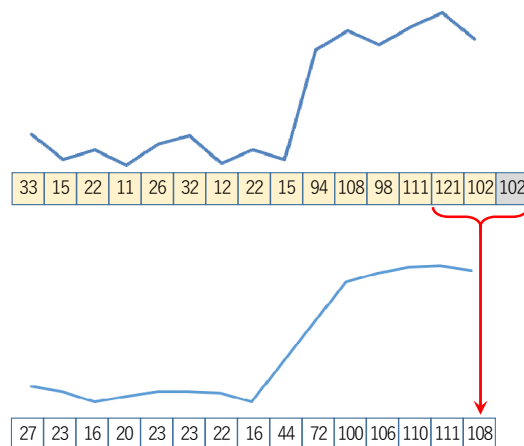
平滑化したい!

$1/3 \ 1/3 \ 1/3$

周囲3ピクセル
の平均を取る

復習

線形フィルタの例 1D



平滑化したい!

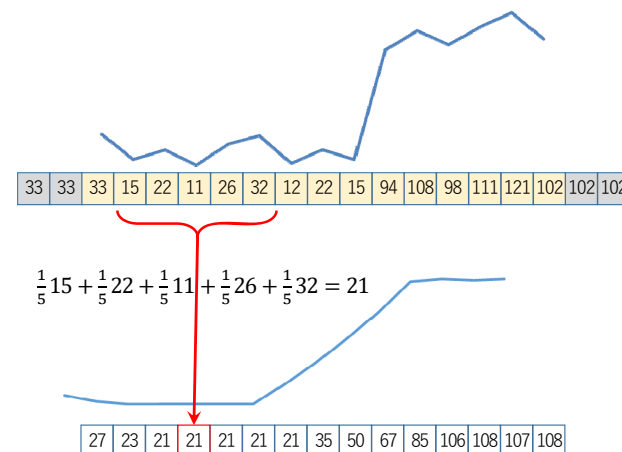
$1/3 \ 1/3 \ 1/3$

周囲3ピクセル
の平均を取る

※端ははみ出すので値をコピー（ほかの方法もある）

復習

線形フィルタの例 1D



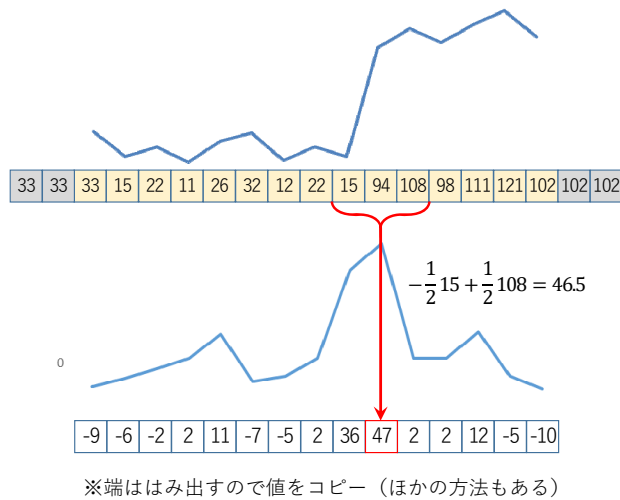
もっと
平滑化したい!

$1/5 \ 1/5 \ 1/5 \ 1/5 \ 1/5$

周囲5ピクセル
の平均を取る

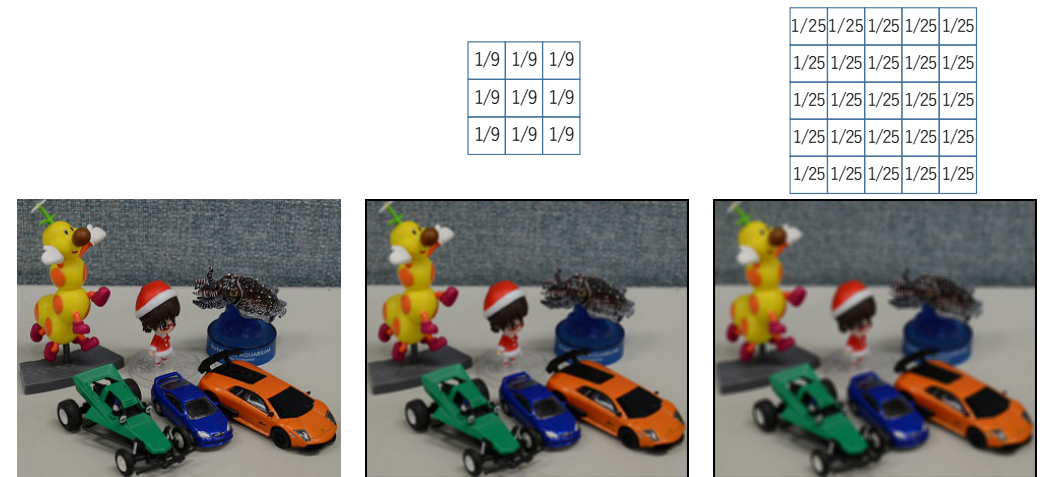
線形フィルタの例 1D

復習



線形フィルタ：平滑化

復習



線形フィルタ：ガウシアンフィルタ

復習

係数をガウス分布に近づけ
中央ほど強い重みに

1/16	2/16	1/16
2/16	4/16	2/16
1/16	2/16	1/16

1	4	6	4	1
4	16	24	16	4
6	24	36	24	6
4	16	24	16	4
1	4	6	4	1



線形フィルタ：エッジ検出（微分）

復習

- 前述の単純なフィルタはノイズにも鋭敏に反応する
 - ノイズを押さえつつエッジを検出するフィルタが必要
- 横方向微分：横方向微分 し 縦方向平滑化 する
縦方向微分：縦方向微分 し 横方向平滑化 する

Prewitt filter

-1	0	1
-1	0	1
-1	0	1

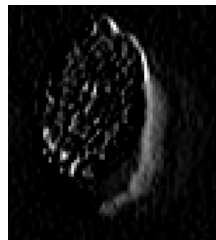
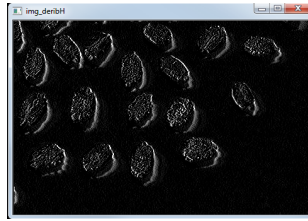
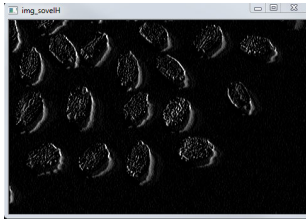
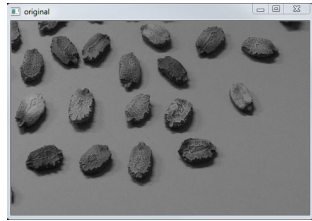
Sobel filter

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

元画像

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

0	0	0
-4	0	4
0	0	0

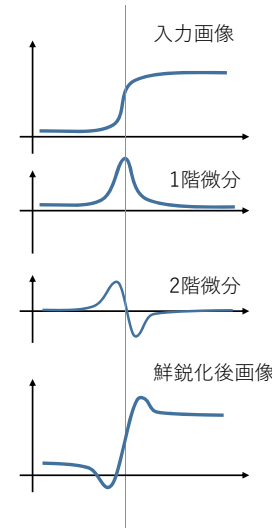


微分フィルタの正値を可視化
Sobelフィルタではノイズが削減されているのが分かる

線形フィルタ：鮮鋭化フィルタ

2回微分に関するラプラシアンフィルタを改良すると画像のエッジを強調する鮮鋭化フィルタが設計できる

	?	



Convolution(畳み込み)

Convolution(畳み込み)とは

二つの関数 $f(x)$ $g(x)$ を重ね合わせる演算で以下の通り定義される

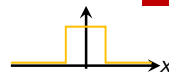
連続関数
$$(f * g)(x) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)g(x - t)dt$$

離散関数
$$(f * g)(n) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} f(k)g(n - k)$$

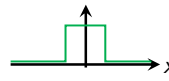
$f(t)$ を固定し, $g(t)$ を平行移動しながら $f(t)$ に掛けあわせ, 得られた関数を積分するとみてもよいかも

練習問題：
2つの関数 f, g の畳み込みを求めよ

$$f(x) = \begin{cases} 1 & -\frac{1}{2} \leq x \leq \frac{1}{2} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$



$$g(x) = \begin{cases} 1 & -\frac{1}{2} \leq x \leq \frac{1}{2} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

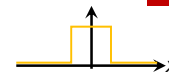


$$(f * g)(x) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)g(x-t)dt$$

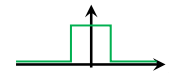
予習・復習

練習問題：
2つの関数 f, g の畳み込みを求めよ

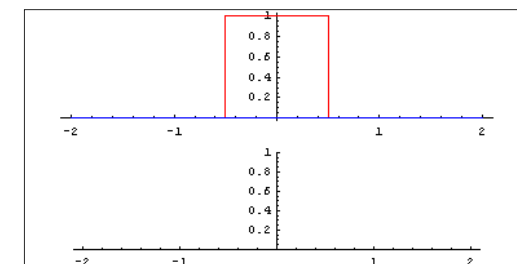
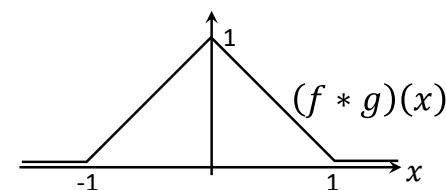
$$f(x) = \begin{cases} 1 & -\frac{1}{2} \leq x \leq \frac{1}{2} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$



$$g(x) = \begin{cases} 1 & -\frac{1}{2} \leq x \leq \frac{1}{2} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$



$$(f * g)(x) = \begin{cases} x+1 & -1 \leq x \leq 0 \\ 1-x & 0 \leq x \leq 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$



By Lautaro Carmona [CC-BY-SA] from wikipedia

$f(t)$ を固定し, $g(t)$ を平行移動しながら $f(t)$ に掛けて, 得られた関数を積分している

非線形フィルタ

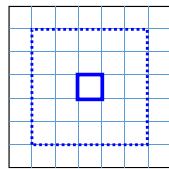
準備：平均と分散

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

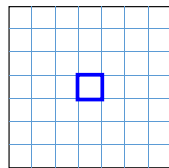
その平均は $\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$, 分散は $\sigma^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^2$ で与えられる

- 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

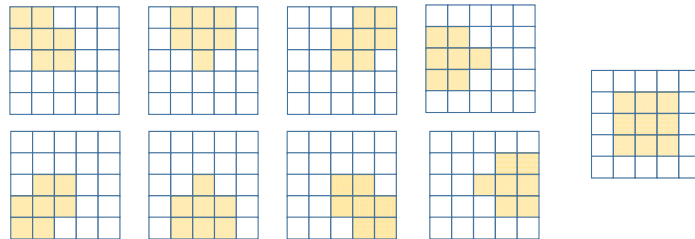


出力画像

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平均を計算した

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…

数値の集合の代表値

数値の小さい順に並べ、ちょうど中央に位置する値

入力 : 6, 2, 1, 5, 3, 12, 1000

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

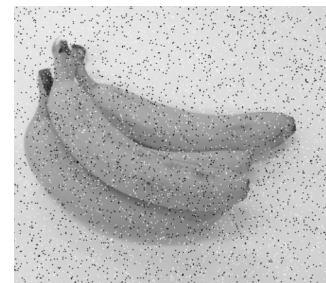
中央値 : 1, 2, 3, 5, 6, 12, 1000 → 5

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 filter



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)



写真は Shin Yoshizawa 氏により提供されたもの

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

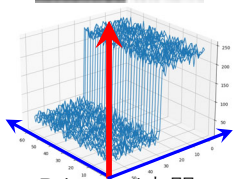
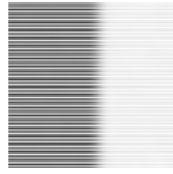
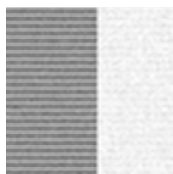
ブラー効果により顔の"あら"が消える
輪郭が保持されるのでフィルターをかけたことに気づきにくい
あまり強くかけすぎると不自然な画像になる

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

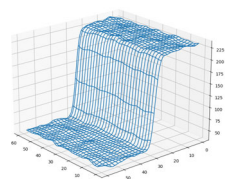
空間的距離だけでなく、画素値の差を利用して重み計算

画像は [CG-Arts協会 デジタル画像処理 図5.37]を
参考に井尻が再作成したもの

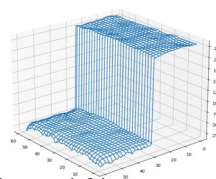


Bilateral空間
+ 位置空間
+ 値空間

入力画像



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)

バイラテラルフィルタ(1/3)

入力画像 I を 出力画像 I_{new} に変換する

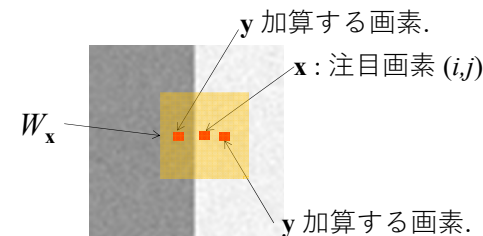
注目画素 \mathbf{x} について 関数 h により近傍画素 \mathbf{y} の重み付き平均を取る

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

\mathbf{x} : 注目画素位置

$W_{\mathbf{x}}$: \mathbf{x} を中心とする局所窓

\mathbf{y} : 局所窓内の画素位置



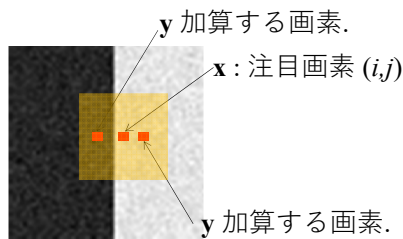
$h(\mathbf{x}, \mathbf{y})$: 重み関数

\mathbf{x} と \mathbf{y} の関係を利用し重みを計算

バイラテラルフィルタ(2/3)

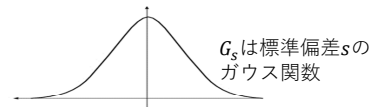
$$I_{new}(\mathbf{x}) = \frac{\sum_{\mathbf{y} \in W_{\mathbf{x}}} h(\mathbf{x}, \mathbf{y}) I(\mathbf{y})}{\sum_{\mathbf{y} \in W_{\mathbf{x}}} h(\mathbf{x}, \mathbf{y})}$$

\mathbf{x} : 注目画素位置
 $W_{\mathbf{x}}$: \mathbf{x} を中心とする局所窓
 \mathbf{y} : 局所窓内の画素位置



重みを下記の通り定義すると、、、

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



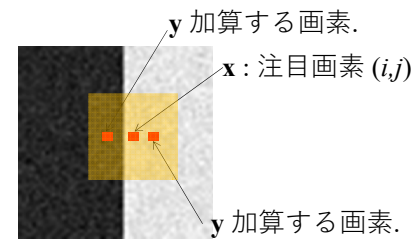
注目画素 \mathbf{x} から遠いほど重みが小さくなる
 この重みはGaussian Filterとなる

バイラテラルフィルタ(3/3)

G_s/G_h は標準偏差
 s/h のガウス関数

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

\mathbf{x} : 注目画素位置
 $W_{\mathbf{x}}$: \mathbf{x} を中心とする局所窓
 \mathbf{y} : 局所窓内の画素位置



Bilateral filterdでは以下の重みを利用する

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

Spatial Kernel

Intensity Kernel

画素 \mathbf{x} と \mathbf{y} の距離が遠い
 ほど重みが小さくなる

画素 \mathbf{x} と \mathbf{y} の値が遠いほど
 重みが小さくなる

→ 距離が近く、似た値を持つ画素に強い重みを付与
 → 画素ごとに重み係数が変化するので線形フィルタでない

バイラテラルフィルタ (パラメタ)

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

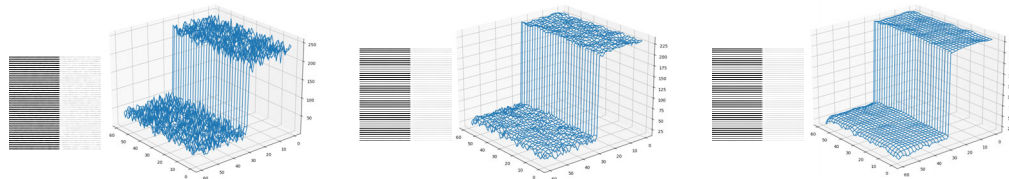
パラメタ h : 平滑化したい領域の輝度値の標準偏差の 0.5-2.0倍程度をよく用いる
 複数回適用すると良い結果が出やすい
 カラー画像はチャンネル毎でなく、以下を用いて同じ重みを利用するとよい

$$|I(\mathbf{x}) - I(\mathbf{y})| = \sqrt{\begin{pmatrix} R(\mathbf{x}) - R(\mathbf{y}) \\ G(\mathbf{x}) - G(\mathbf{y}) \\ B(\mathbf{x}) - B(\mathbf{y}) \end{pmatrix}^T \begin{pmatrix} R(\mathbf{x}) - R(\mathbf{y}) \\ G(\mathbf{x}) - G(\mathbf{y}) \\ B(\mathbf{x}) - B(\mathbf{y}) \end{pmatrix}}$$

入力データ

Bilateral filter 1回

Bilateral filter 2回



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、特殊な効果が得られる



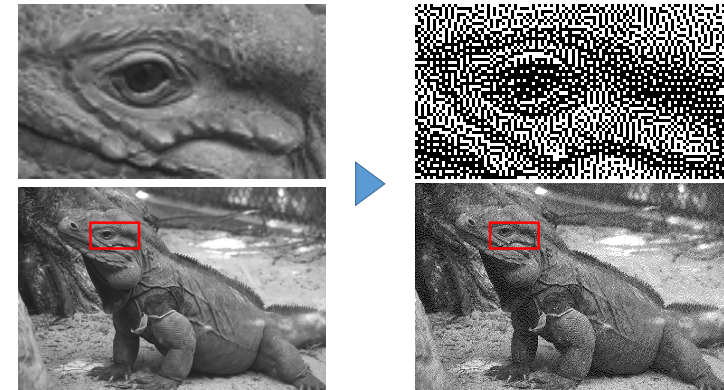
写真は Shin Yoshizawa氏により提供されたもの

ハーフトーン処理

ハーフトーン処理

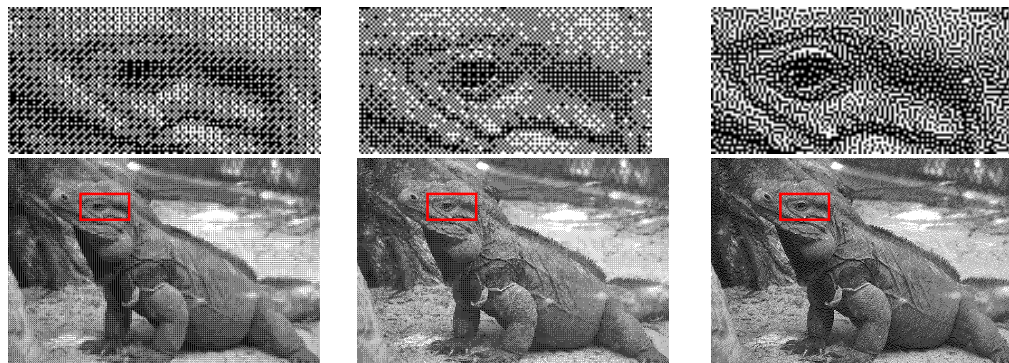
白または黒の画素のみを用いて、中間色（グレー）を表現する手法
画素の密度により濃淡を表現する

→画素が十分細かければ人の目に濃淡として認識される



ハーフトーン処理

ここではグレースケール画像 2 ハーフトーン処理を施す 3 種のアプローチを紹介する



濃度パターン法

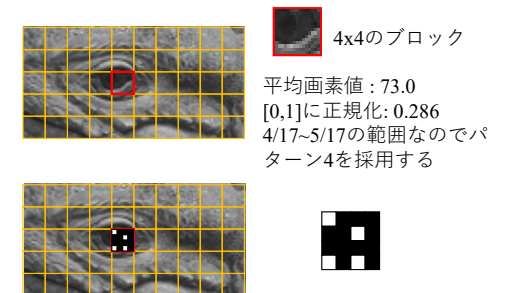
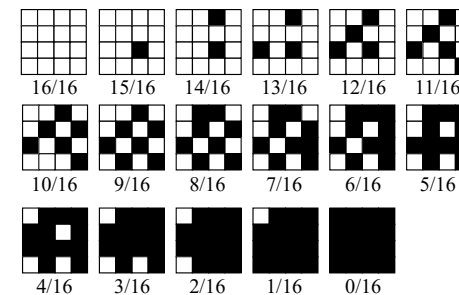
ディザ法

誤差拡散

濃度パターン法

1. 白画素数が異なる4x4のパターンを17個用意
2. 元画像を4 x 4のブロックに分割
3. 各ブロックの平均輝度値を計算
4. 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）



平均画素値 : 73.0
[0,1]に正規化: 0.286
4/17~5/17の範囲なのでパターン4を採用する



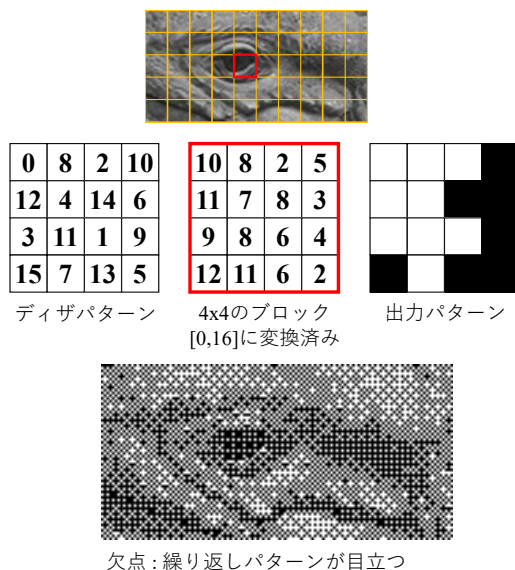
欠点: 繰り返しパターンが目立つ

ディザ法

1. 4x4のディザパターンを用意
2. 元画像を4x4のブロックに分割
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]に変換しておく



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1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

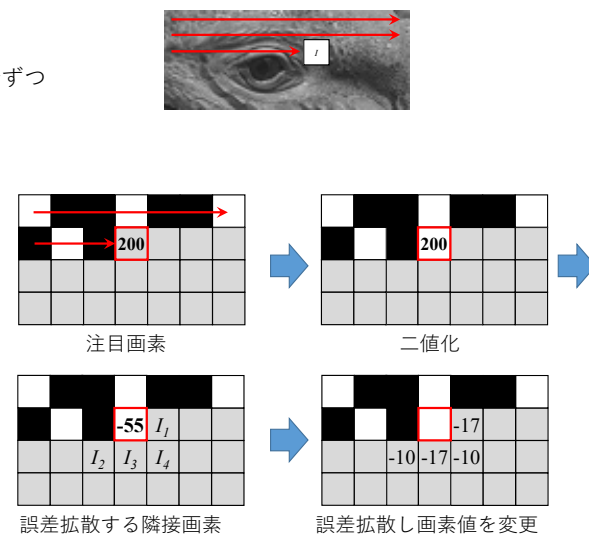
$$I > 127 \rightarrow e = I - 255$$

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

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)

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

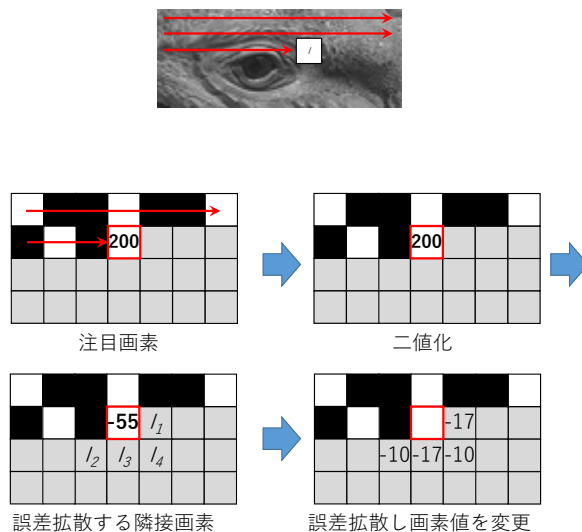
$$I_3 \leftarrow I_3 + \frac{5}{16}e, I_4 \leftarrow I_4 + \frac{3}{16}e$$



誤差拡散法

- 実装時の問題: 右端や下端では誤差を拡散させる画素がない

→ 解決策: 右端や下端の計算時、誤差を拡散させる画素がない場合には誤差拡散を行わない



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

白黒画素の密度を利用して中間色を表現する

濃度パターン法: ブロックの輝度値を利用し濃度パターンで置き換える

ディザ法: ディザパターンと画素値を比較し二値化

誤差拡散法: ラスタスキャン順に二値化し、発生した誤差を隣接画素に拡散する

- プログラミング演習で実装します

