コンピュータグラフィクス論

– 画像処理(1) –

2015年7月2日

高山 健志

本日のトピック

- Edge-aware な画像処理

- Gradient-domain の画像処理

Gaussian Filter による画像平滑化

- 「滑らかさ」パラメタ σ

元画像

$\sigma = 2$

$\sigma = 5$

$\sigma = 10$

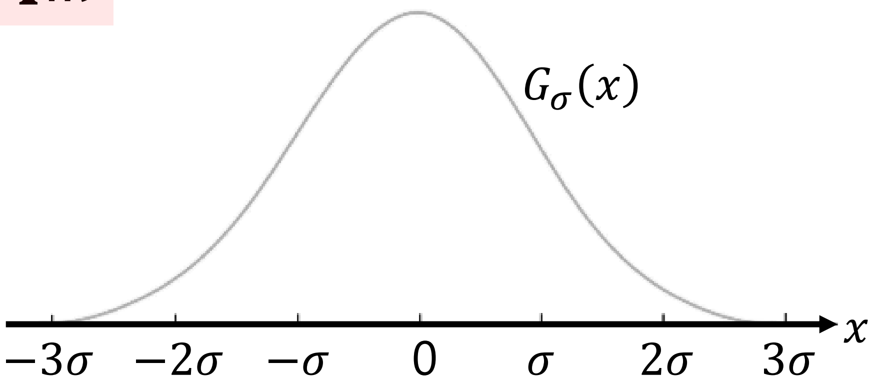
Gaussian Filter の数式

- 画像 I のピクセル位置 $\mathbf{p} = \left(p_{\mathrm{x}}, p_{\mathrm{y}}\right) \in \Omega$ における画素値を $I_{\mathbf{p}}$ で表す
  - 解像度640×480の場合、$\Omega = \{1, \cdots, 640\} \times \{1, \cdots, 480\}$

- パラメタ σ による Gaussian Filter 適用後の画像を $\mathrm{GF}_{\sigma}[I]$ で表す

$$\mathrm{GF}_{\sigma}[I]_{\mathbf{p}} = \frac{\sum_{\mathbf{q}\in\Omega} G_{\sigma}(\|\mathbf{p}-\mathbf{q}\|)\, I_{\mathbf{q}}}{\underbrace{\sum_{\mathbf{q}\in\Omega} G_{\sigma}(\|\mathbf{p}-\mathbf{q}\|)}_{W_{\mathbf{p}}}}$$

  - $G_{\sigma}(x) = \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right)$ ← 半径 σ の Gaussian Kernel



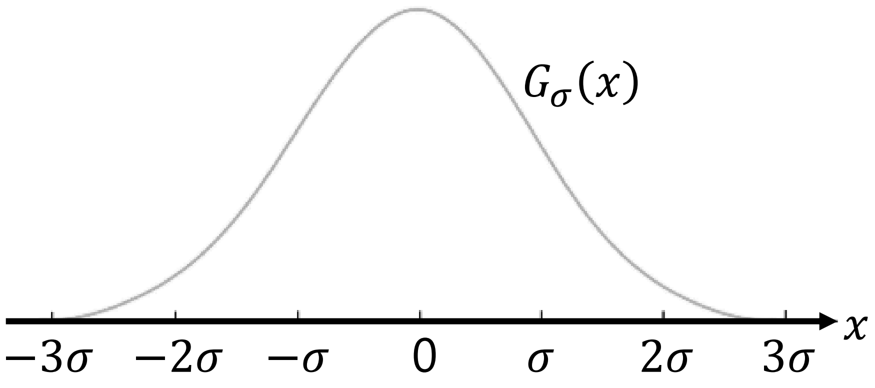
Gaussian Filter の数式

- 画像 I のピクセル位置 $\mathbf{p}=\left(p_{\mathrm{x}},p_{\mathrm{y}}\right)\in\Omega$ における画素値を $I_{\mathbf{p}}$ で表す
  - 解像度640×480の場合、$\Omega=\{1,\cdots,640\}\times\{1,\cdots,480\}$

- パラメタ σ による Gaussian Filter 適用後の画像を $\mathrm{GF}_{\sigma}[I]$ で表す

$$\mathrm{GF}_{\sigma}[I]_{\mathbf{p}}=\frac{1}{W_{\mathbf{p}}}\sum_{\mathbf{q}\in\Omega}G_{\sigma}(\|\mathbf{p}-\mathbf{q}\|)\,I_{\mathbf{q}}$$

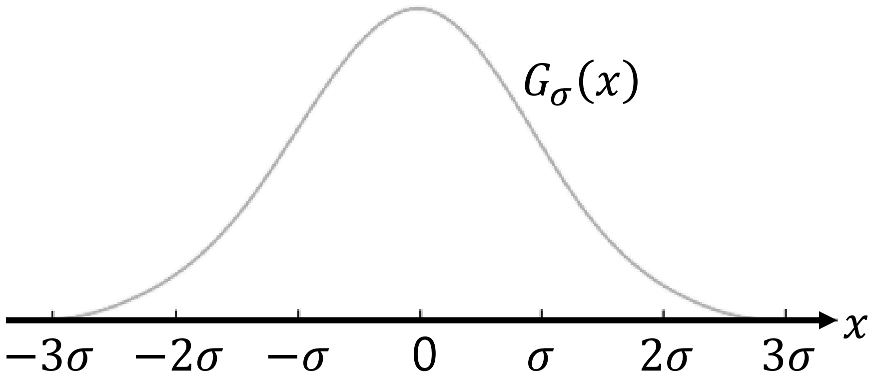
  - $G_{\sigma}(x)=\exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right)$ ← 半径 σ の Gaussian Kernel

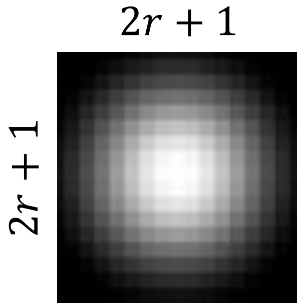


Gaussian Filter の実装

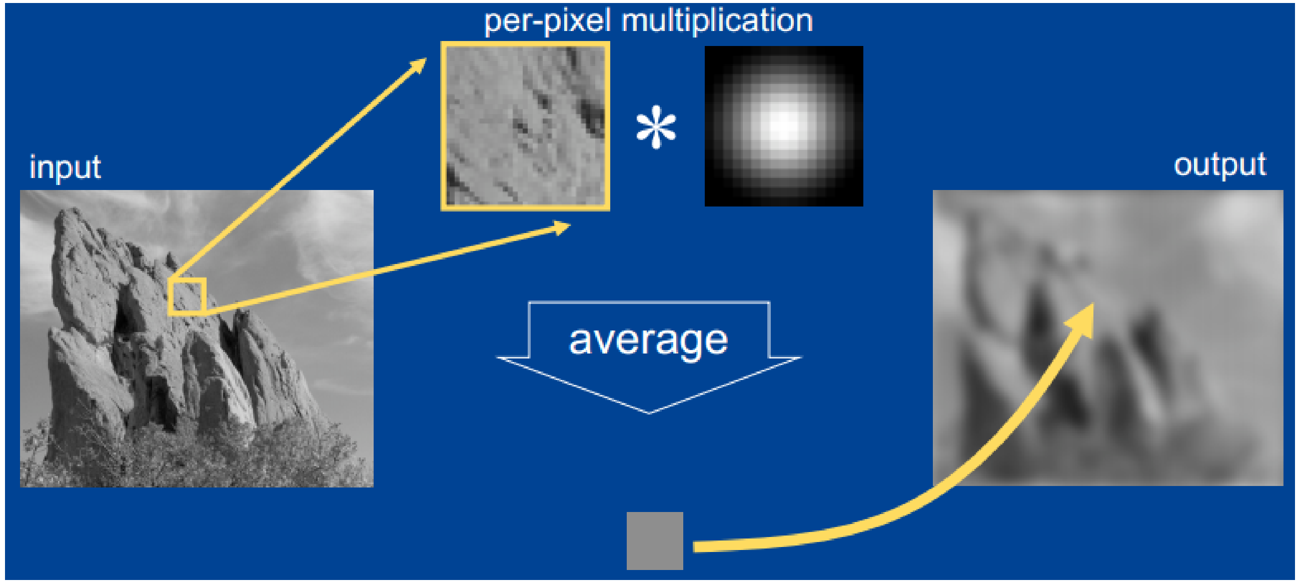
- $G_\sigma(3\sigma) \approx 0$ ➔ 遠くのピクセルは無視できる

- $r = \mathrm{ceil}(3\sigma)$ として $(2r+1)\times(2r+1)$ の
ステンシル上で重みを前計算





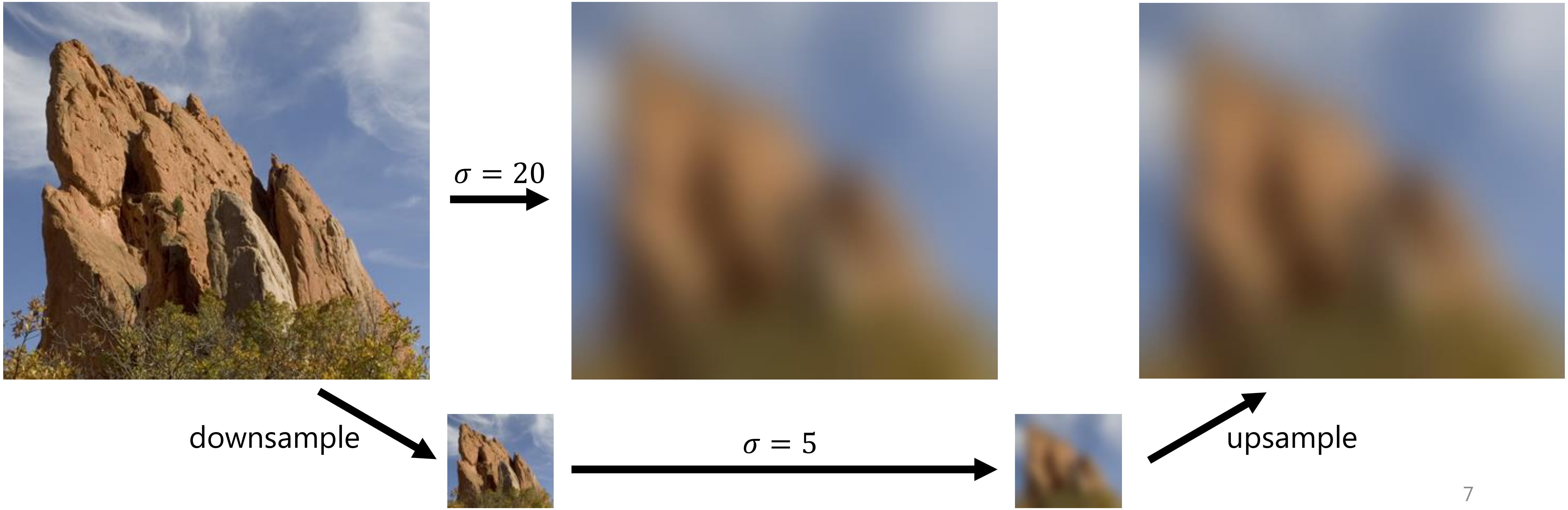
ステンシル



http://people.csail.mit.edu/sparis/bf_course/

Kernel 半径 σ が非常に大きい場合

- そのまま計算すると時間がかかる
- 代替法：downsample ➔ 小さい σ で平滑化 ➔ upsample



Detail Extraction & Enhancement

−

smoothed

=

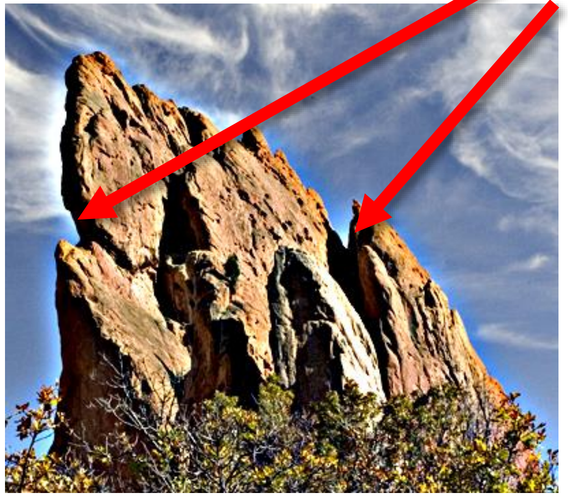
detail

+ $3 \times$

detail

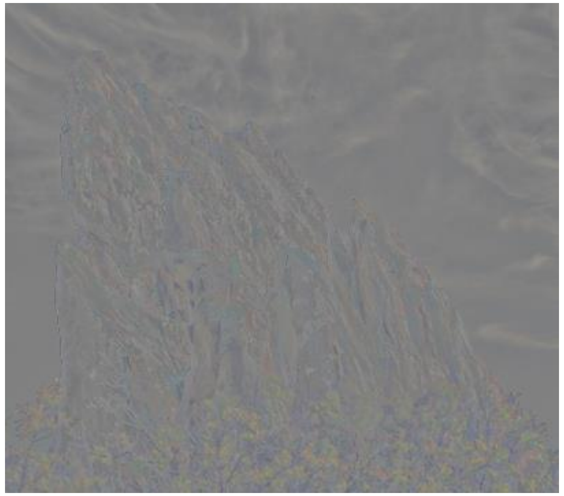
=

halos!

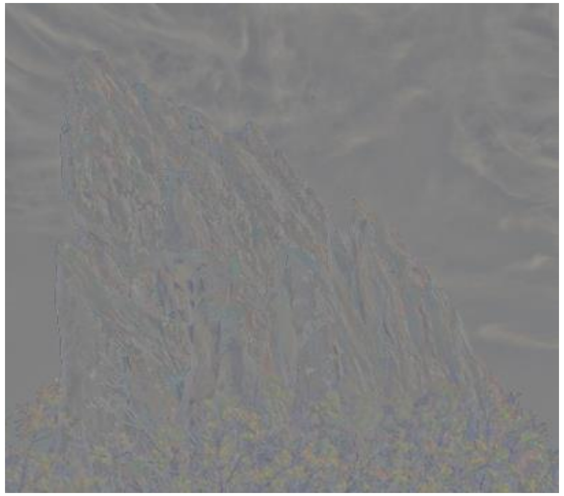


enhanced

Edge-aware な画像平滑化を使うと・・・

 −  = 

smoothed　detail

 + $3\times$  = 

detail　enhanced

Bilateral Filter による edge-aware な平滑化

- 二つのパラメタ
  - σ_s ：ピクセルの 位置 に関する平滑化の範囲
  - σ_r ：ピクセルの 色 に関する平滑化の範囲

$$\mathrm{BF}_{\sigma_s,\sigma_r}[I]_{\mathbf{p}} = \frac{1}{W_{\mathbf{p}}}\sum_{\mathbf{q}\in\Omega} G_{\sigma_s}(\|\mathbf{p}-\mathbf{q}\|)G_{\sigma_r}(\|I_{\mathbf{p}}-I_{\mathbf{q}}\|)I_{\mathbf{q}}$$

すべて $\sigma_s = 10$

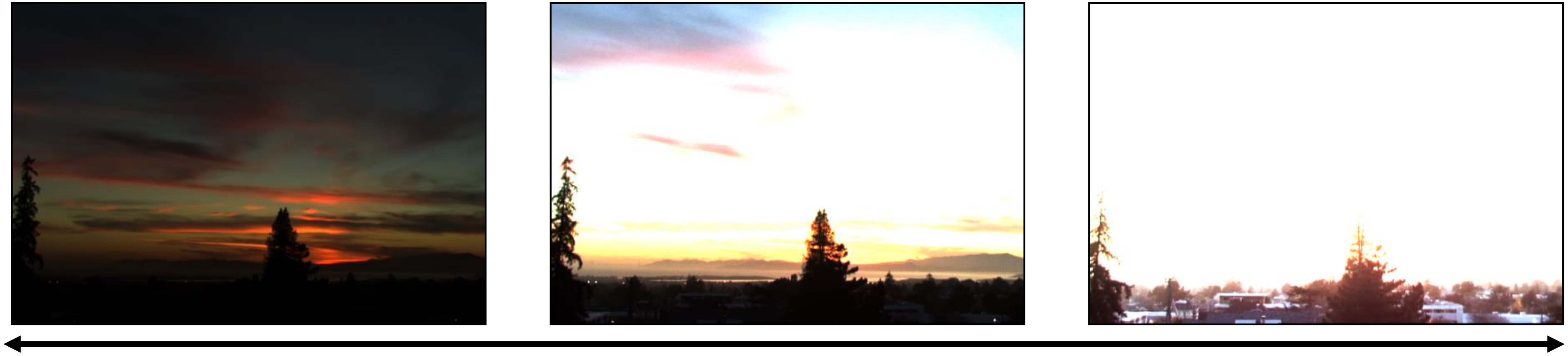
元画像　$\sigma_r = 32$　$\sigma_r = 128$　$\sigma_r = 512$

Bilateral Filter の応用：Stylization

Real-time video abstraction [Winnemöller SIGGRAPH06]

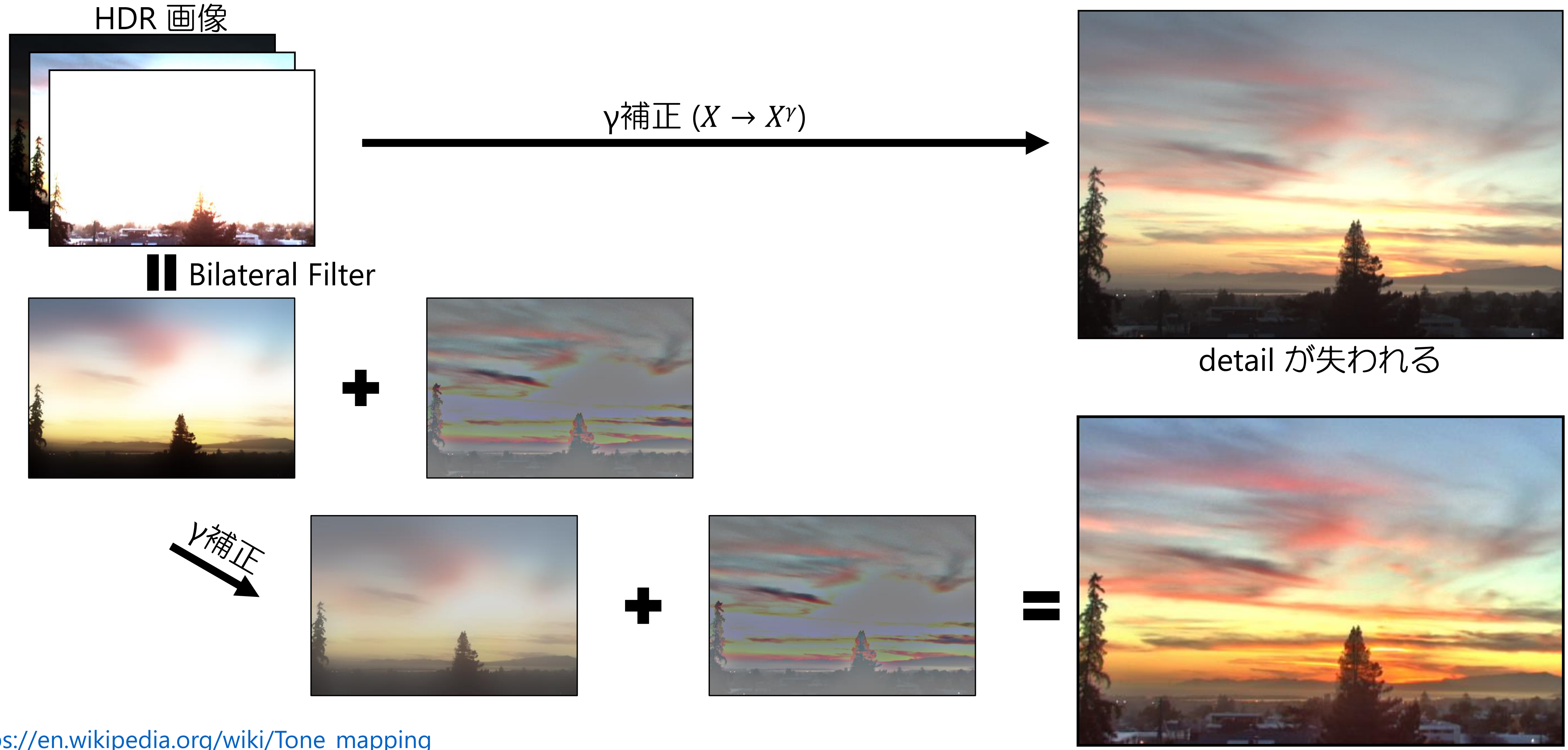
Bilateral Filter の応用：Tone Mapping

- 24bitカラー画像の各成分の範囲：1~255
- 現実世界の光の強さの範囲：$1 \sim 10^5$
  - **H**igh **D**ynamic **R**ange 画像
  - 露光時間を変えて撮影することで計測可能



https://en.wikipedia.org/wiki/Tone_mapping
Fast bilateral filtering for the display of high-dynamic-range images [Durand SIGGRAPH02]

Bilateral Filter の応用：Tone Mapping



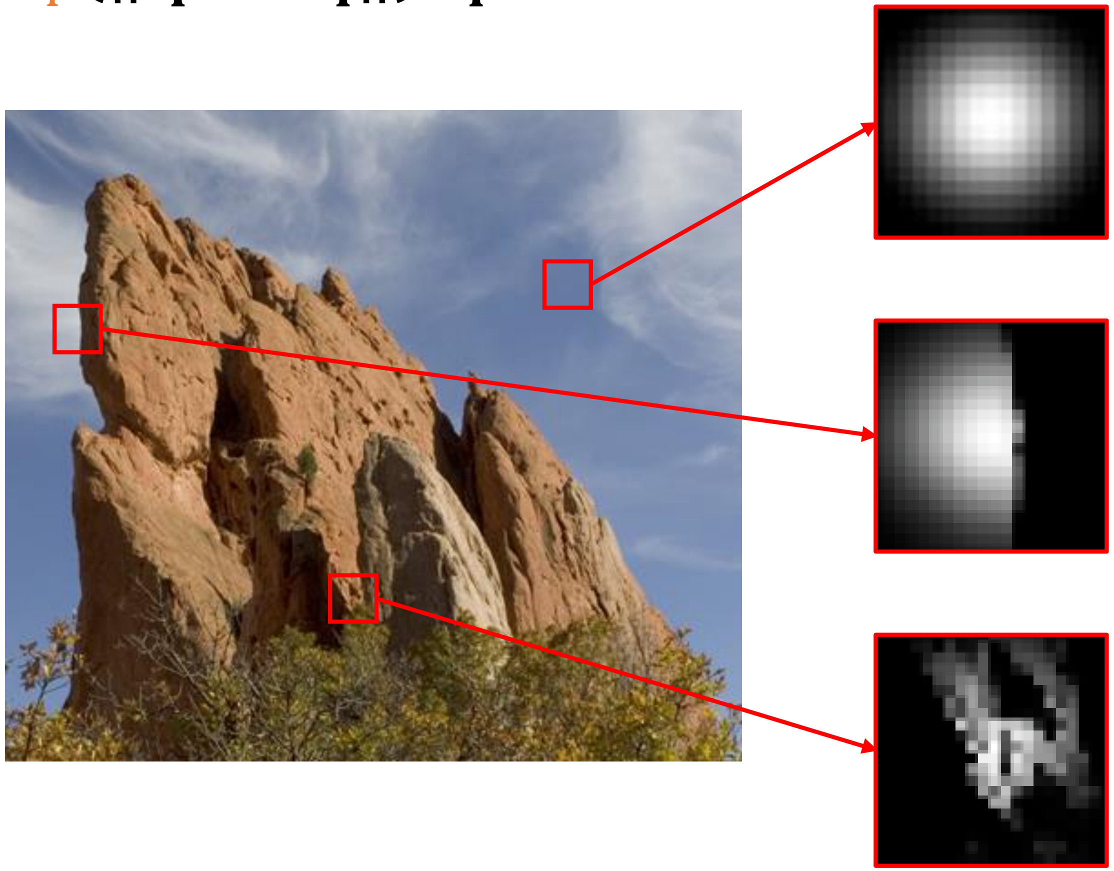
detail を保つ

https://en.wikipedia.org/wiki/Tone_mapping
Fast bilateral filtering for the display of high-dynamic-range images [Durand SIGGRAPH02]

Bilateral Filter のナイーブな実装

$$\sum_{\mathbf{q}\in\Omega} G_{\sigma_\mathrm{s}}(\|\mathbf{p}-\mathbf{q}\|)\,G_{\sigma_\mathrm{r}}(\|I_\mathbf{p}-I_\mathbf{q}\|)\,I_\mathbf{q}$$

- ピクセル位置 $\mathbf{p}\in\Omega$ ごとにステンシルの再計算が必要
  ➔ 遅い



- 実際に動かして確認すること(必須課題)

Bilateral Filter に対するもう一つの見方

- ピクセル位置 $\mathbf{p}$ と画素値 $I_{\mathbf{p}}$ から特徴ベクトル $\mathbf{f}_{\mathbf{p}} = \left(\frac{\mathbf{p}}{\sigma_{\mathrm{s}}}, \frac{I_{\mathbf{p}}}{\sigma_{\mathrm{r}}}\right)$ を定義

- Bilateral Filter の重みは、特徴ベクトル同士の Euclid 距離を Gaussian Kernel に代入したものに等しい

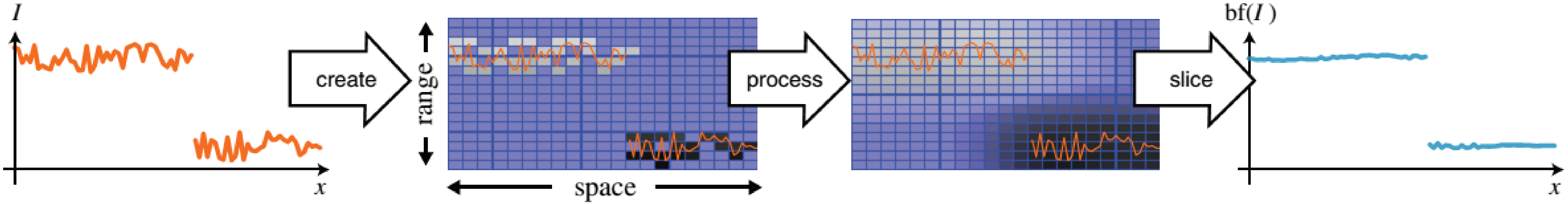
$$
\begin{aligned}
& G_{\sigma_{\mathrm{s}}}(\|\mathbf{p}-\mathbf{q}\|) G_{\sigma_{\mathrm{r}}}(\|I_{\mathbf{p}}-I_{\mathbf{q}}\|) \\
& = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{p}-\mathbf{q}\|^2}{2\sigma_{\mathrm{s}}^2}\right) \exp\left(-\frac{\|I_{\mathbf{p}}-I_{\mathbf{q}}\|^2}{2\sigma_{\mathrm{r}}^2}\right) \\
& = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{f}_{\mathbf{p}}-\mathbf{f}_{\mathbf{q}}\|^2}{2}\right) \\
& = G_1(\|\mathbf{f}_{\mathbf{p}}-\mathbf{f}_{\mathbf{q}}\|)
\end{aligned}
$$

- Bilateral Filter は、特徴空間におけるサンプル集合 $\{\mathbf{f}_{\mathbf{p}}\}$ に対して半径 1 の Gaussian Filter をかけるのと同義
 ➔ 計算モデルが単純化

Bilateral Grid [Paris06; Chen07]

- 3D 特徴ベクトルを (X座標, Y座標, 輝度) として定義し、サンプル集合 $\{\mathbf{f_p}\}$ を 3D 配列上にマッピング

- σ_s と σ_r が大きいほど、配列の解像度を低くできる ➔ 低い計算コスト



(a) input 1D image (b) grid created from 1D image (c) filtered grid and slicing image (d) filtered 1D image

A Fast Approximation of the Bilateral Filter using a Signal Processing Approach [Paris ECCV06]
Real-time edge-aware image processing with the bilateral grid [Chen SIGGRAPH07]

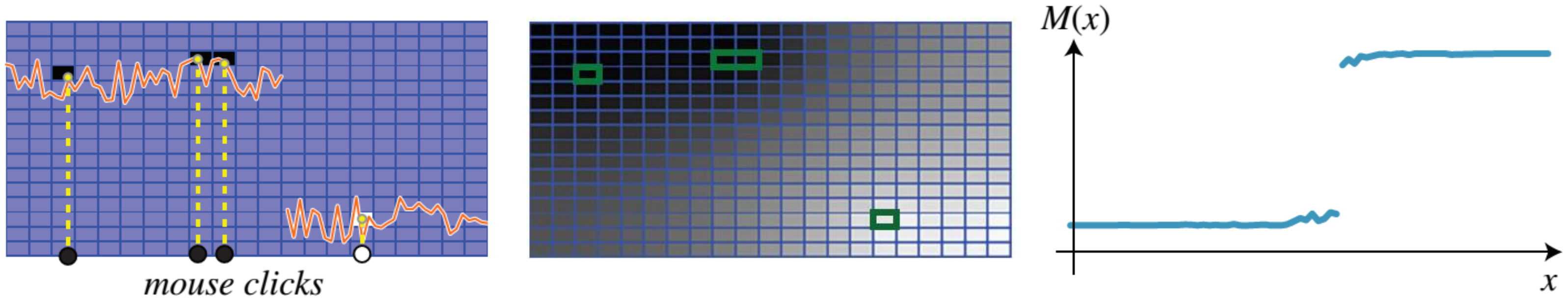
特徴空間を介した重みマップの生成

白い scribble ➔ 重み=1 の制約
黒い scribble ➔ 重み=0 の制約

重みマップ

利用例：色味の変更

- 様々な呼ばれ方：Edit Propagation, Matting, Segmentation
- Bilateral Grid 上で Laplace 方程式を解く

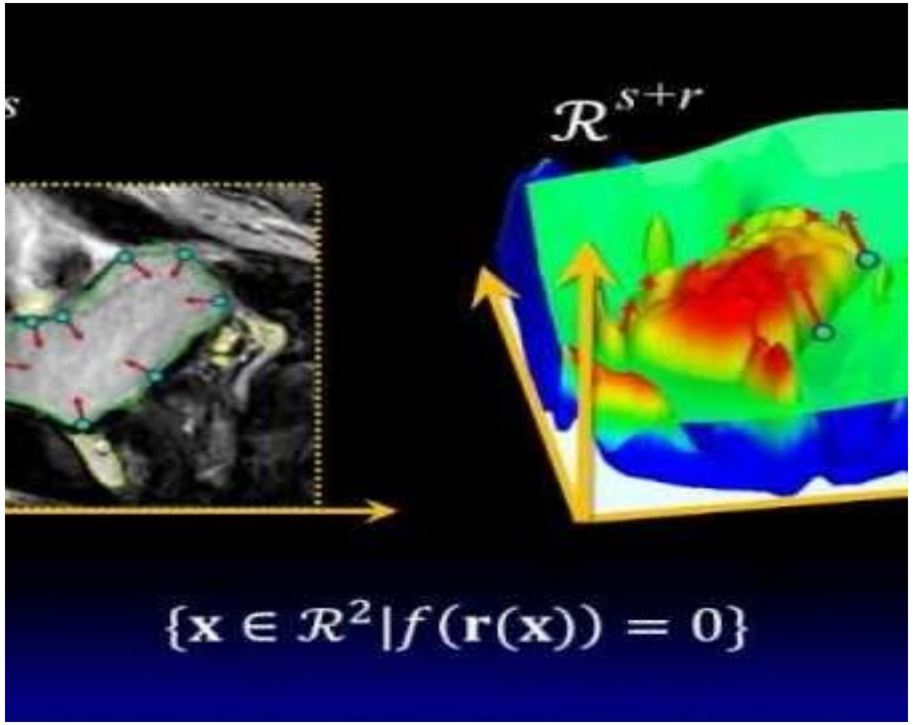


Real-time edge-aware image processing with the bilateral grid [Chen SIGGRAPH07]

特徴空間を介した重みマップの生成

RBF で補間 [Li10]
(目的：画像と動画の編集)

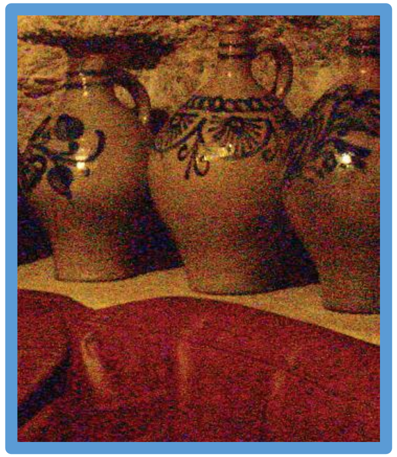
Hermite RBF で補間 [Ijiri13]
(目的：CT volume の領域分割)



https://www.youtube.com/watch?v=mL6ig_OaQAA

Instant Propagation of Sparse Edits on Images and Videos [Li PG10]
Bilateral Hermite Radial Basis Functions for Contour-based Volume Segmentation [Ijiri EG13]

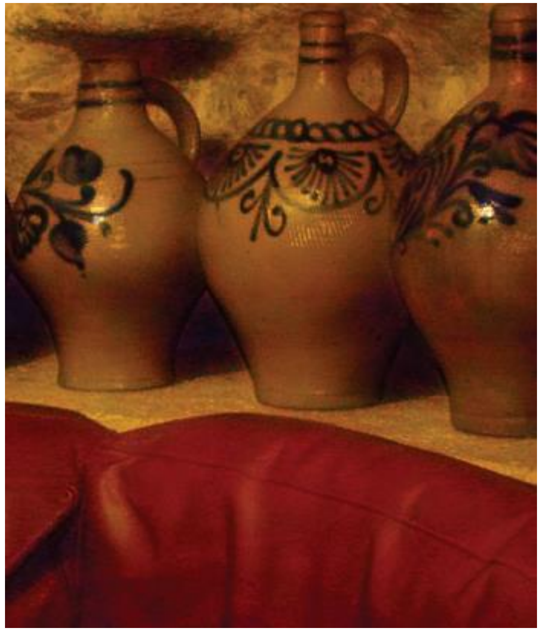
Bilateral Filter の拡張：Joint (Cross) Bilateral Filter



フラッシュ無し写真 A
☺ 色味は良い
☹ ノイズが大きい、ボケ気味

フラッシュ有り写真 F
☹ 色味は悪い
☺ ノイズが小さい、クッキリ

JBF 適用結果



$$\mathrm{JBF}_{\sigma_s,\sigma_r}(A,F)_{\mathbf{p}} = \frac{1}{W_{\mathbf{p}}}\sum_{\mathbf{q}\in\Omega} G_{\sigma_s}(\|\mathbf{p}-\mathbf{q}\|)\,G_{\sigma_r}(\|F_{\mathbf{p}}-F_{\mathbf{q}}\|)\,A_{\mathbf{q}}$$

Digital Photography with Flash and No-Flash Image Pairs [Petschnigg SIGGRAPH04]
Flash Photography Enhancement via Intrinsic Relighting [Eisemann SIGGRAPH04]

Bilateral Filter の拡張：Non-Local Means Filter

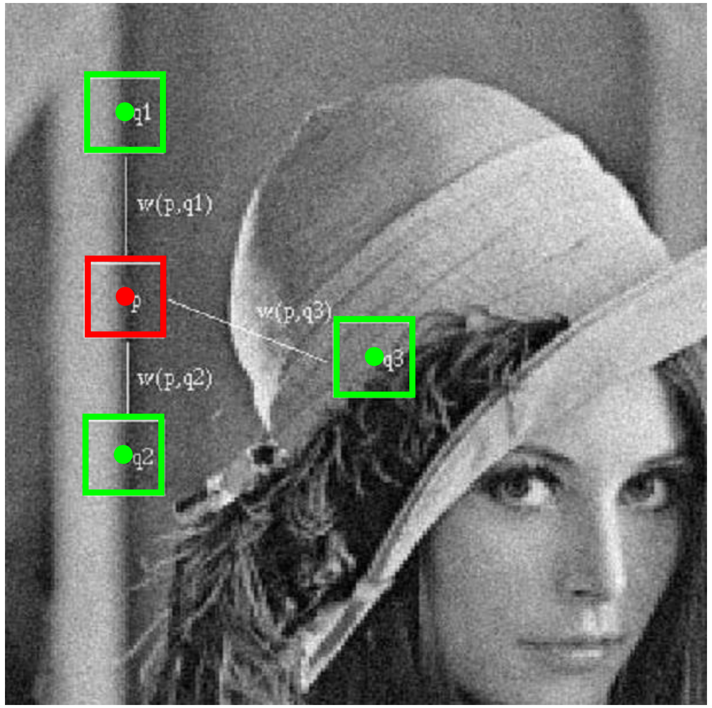
- ピクセル $\mathbf{p}$ を中心とする 7×7 領域の画素値から成る近傍ベクトル $\mathbf{n_p}$ によって、特徴空間を定義

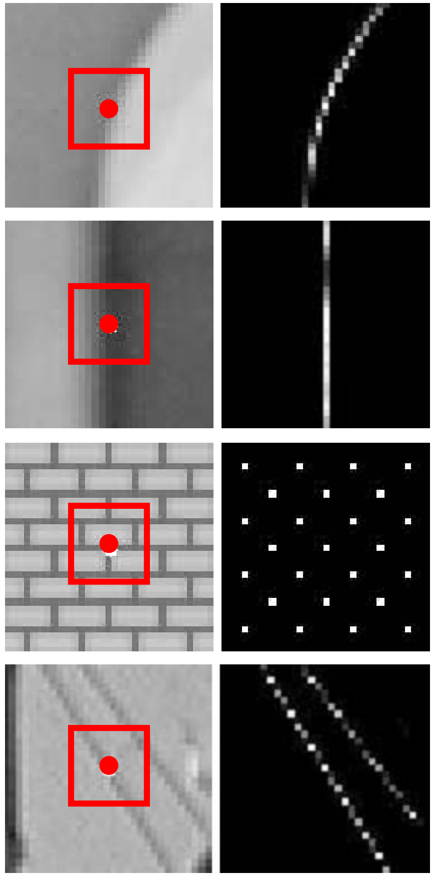
$$\mathrm{NLMF}_{\sigma}(I)_{\mathbf{p}} = \frac{1}{W_{\mathbf{p}}} \sum_{\mathbf{q}\in\Omega} G_{\sigma}(\|\mathbf{n_p} - \mathbf{n_q}\|)\, I_{\mathbf{q}}$$


Noisy input


Bilateral


NL Means





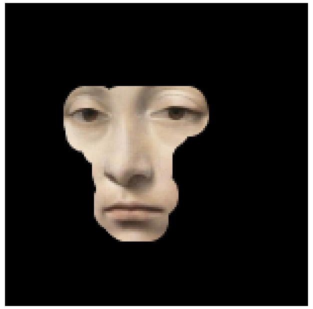
A non local algorithm for image denoising [Buades CVPR05]

本日のトピック

- Edge-aware な画像処理

- Gradient-domain の画像処理


シナリオ：Source 画像を Dest. 画像へ挿入


Source


Dest.


単純な上書き


境界をぼかしてみる

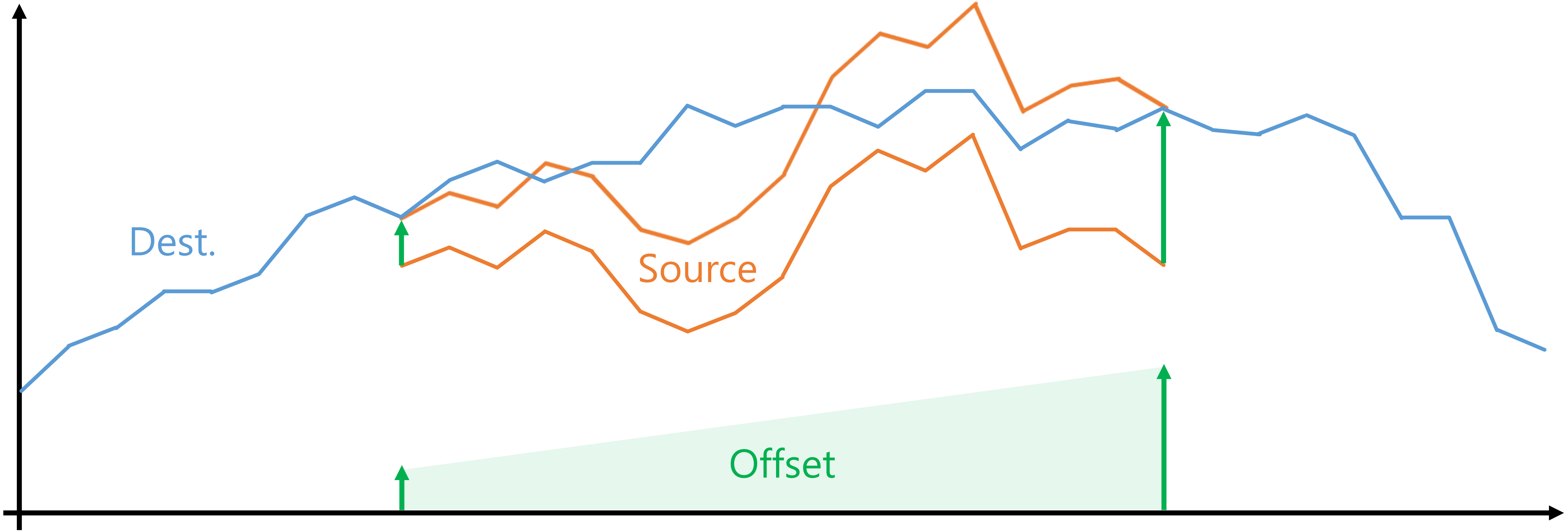

Gradient-domain 処理

Poisson image editing [Perez SIGGRAPH03]
Gradient Domain Manipulation Techniques in Vision and Graphics [Agrawal ICCV07 Course]

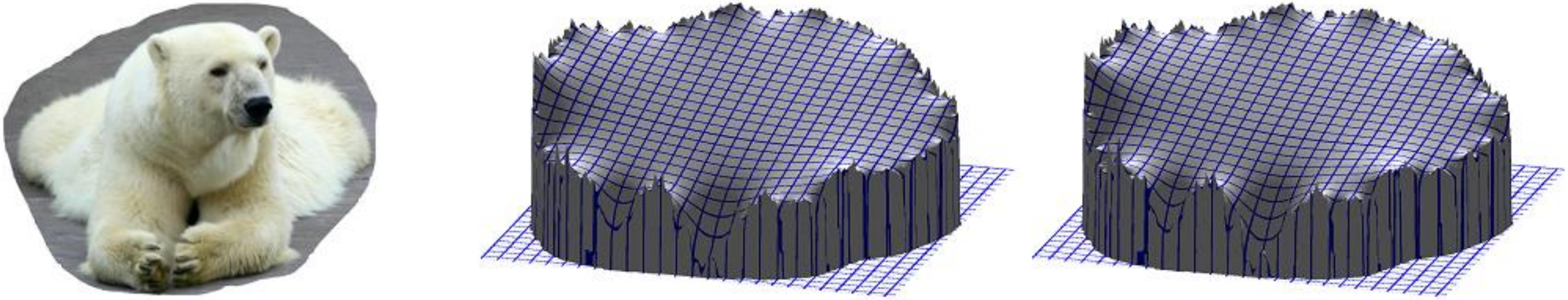
シナリオ：複数写真からパノラマ合成

Efficient gradient-domain compositing using quadtrees [Agarwala SIGGRAPH07]

1D grayscale 画像の場合の考察



2D の場合：Offset by Laplace Membrane



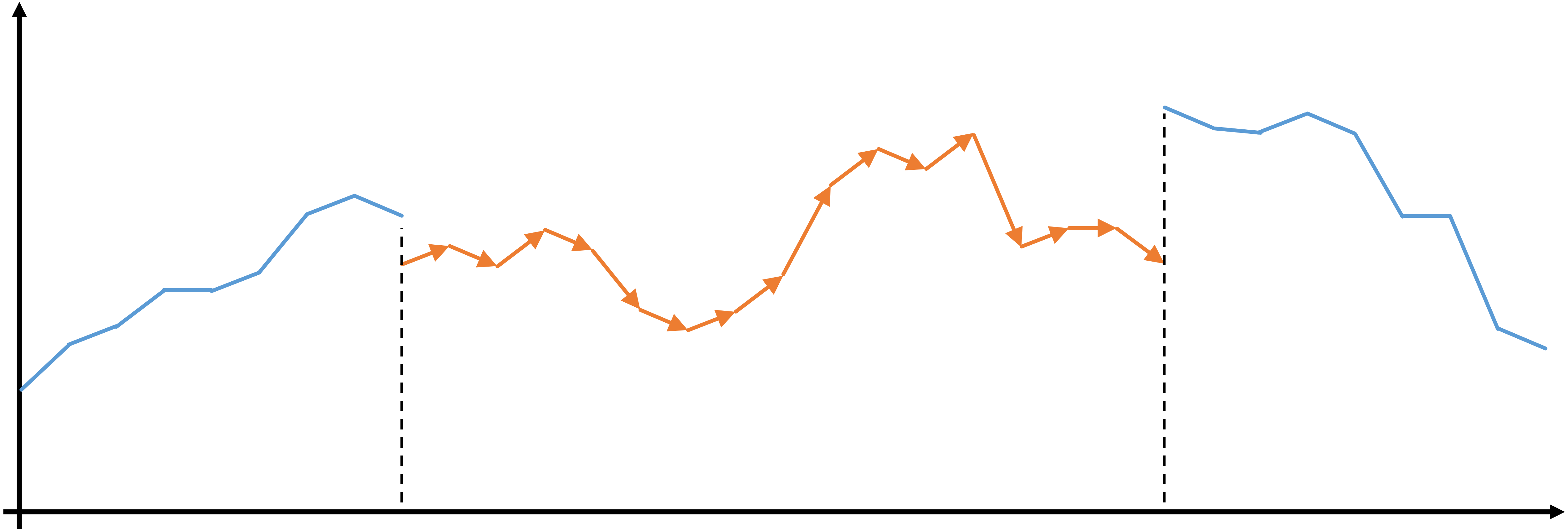
(a) Source patch (b) Laplace membrane (c) Mean-value membrane

- ディリクレ境界条件の下で Laplace 方程式を解く
- Mean Value Coordinates を用いた高速な近似

https://www.youtube.com/watch?v=AXvPeuc-wRw

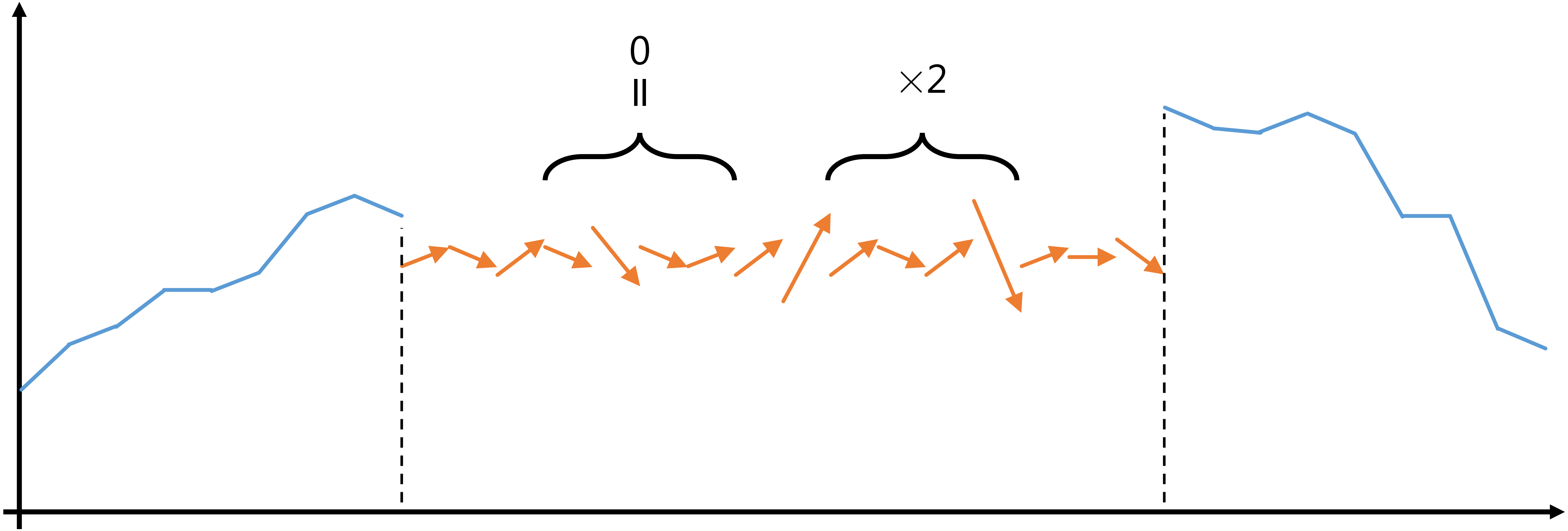
Mean value coordinates [Floater CAGD03]
Coordinates for instant image cloning [Farbman SIGGRAPH09]

単純な cloning 以外の gradient-domain 処理



単純な cloning 以外の gradient-domain 処理

Gradient を好き勝手に操作する！



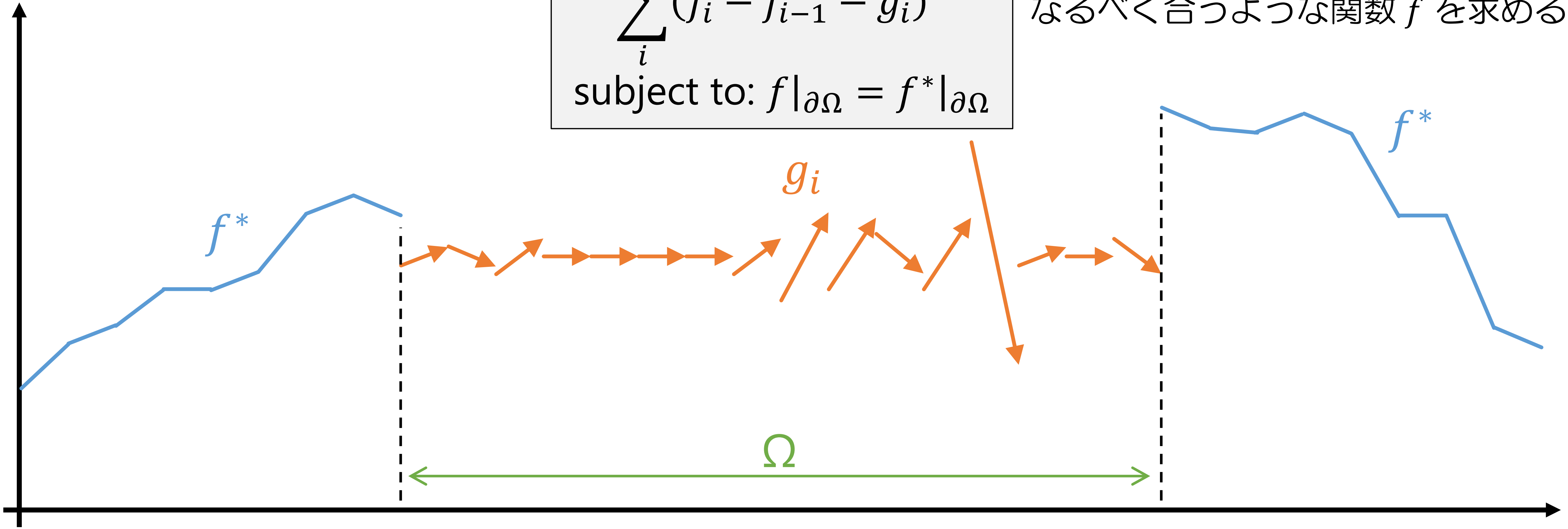
単純な cloning 以外の gradient-domain 処理

Find $\{ f_i \}$ that minimize

$$\sum_i (f_i - f_{i-1} - g_i)^2$$

subject to: $f|_{\partial\Omega} = f^*|_{\partial\Omega}$

ユーザが与えた目標勾配 $\{ g_i \}$ に
なるべく合うような関数 f を求める



1D の場合

Find $\{ f_i \}$ that minimize

$$\sum_i (f_i - f_{i-1} - g_i)^2$$

subject to: $f|_{\partial\Omega} = f^*|_{\partial\Omega}$

2D の場合

Find $f(x,y)$ that minimizes

$$\int_{(x,y)\in\Omega} \|\mathbf{\nabla} f(x,y) - \mathbf{g}(x,y)\|^2$$

subject to: $f|_{\partial\Omega} = f^*|_{\partial\Omega}$

$$\Updownarrow$$

Solve Poisson equation:

$$\Delta f = \nabla \cdot \mathbf{g}$$

subject to: $f|_{\partial\Omega} = f^*|_{\partial\Omega}$

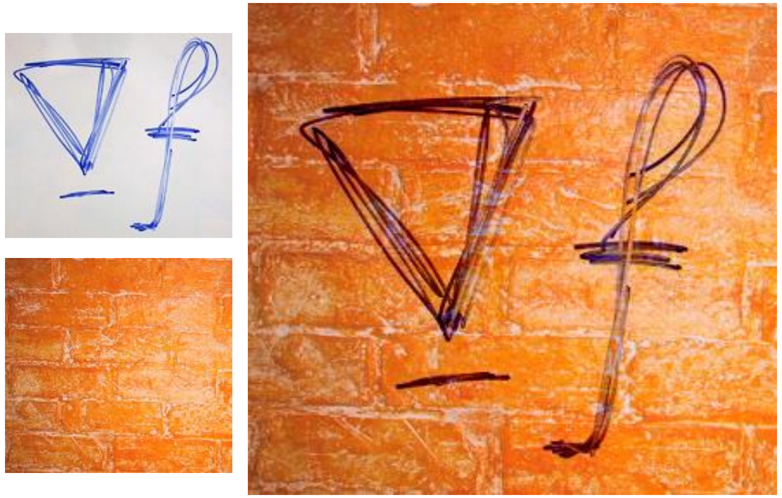
- Gradient-domain 画像処理の基本：

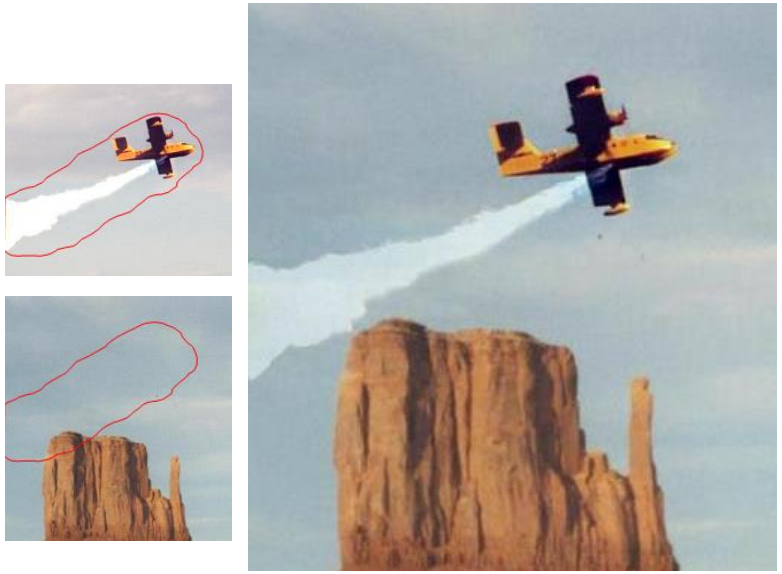
ユーザが好き勝手に与えた目標勾配
ベクトル場 $\mathbf{g}$ になるべく合うような
画像 f を、Poisson 方程式を解いて求める

Target gradient の与え方：Mixing Gradients

- Source 勾配と Dest. 勾配のうち大きい方を使う

  ➔ 平坦な部分は clone されない

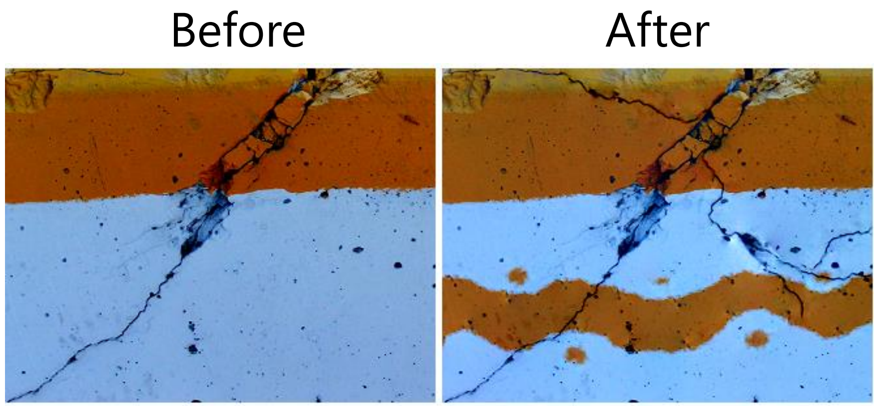




Poisson image editing [Perez SIGGRAPH03]

Target gradient の与え方：Edge Brush

- 物体輪郭に沿った勾配をコピーし、ストロークに沿って貼り付け
- GPU 実装の Poisson solver によってリアルタイム動作



https://www.youtube.com/watch?v=9MGjrsPzFc4

Real-time gradient-domain painting [McCann SIGGRAPH08]
Code: http://graphics.cs.cmu.edu/projects/gradient-paint/gradient_paint.r2403.tar.gz

Target gradient の与え方：元の gradient を操作

選択範囲内でのみ増幅・減衰
➔ Local Tone Mapping

エッジ検出された場所以外ではゼロにする
➔ Stylization

Poisson image editing [Perez SIGGRAPH03]

おまけ：Gradient-domain の形状処理

Gradient-domain 形状処理

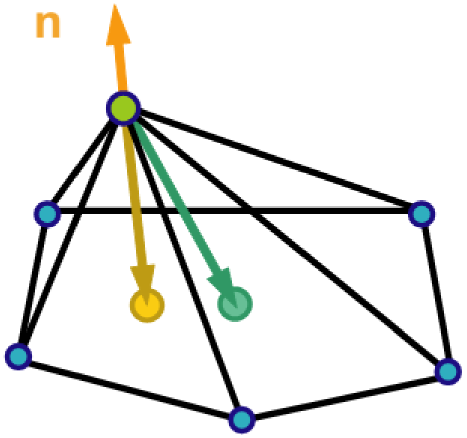
Find $\{ \mathbf{v}_i \}$ that minimize

$$\sum_{(i,j)\in E} w_{ij} \left\| \mathbf{v}_i - \mathbf{v}_j - \overline{\mathbf{e}_{ij}} \right\|^2$$

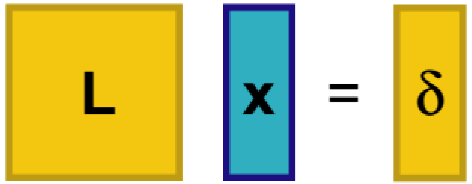
subject to: $\mathbf{v}_c = \mathbf{v}_c^*, c \in I_C$

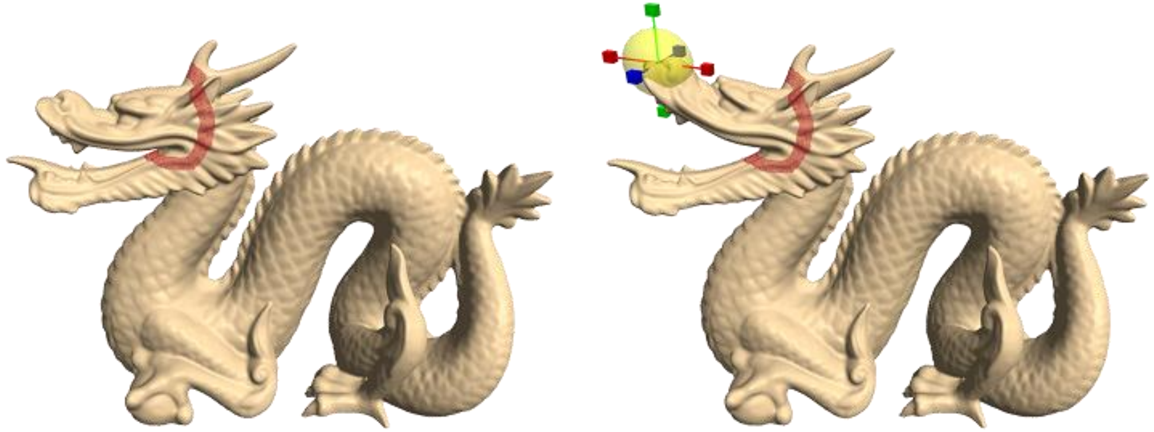
元形状の辺ベクトル
➔ 目標勾配

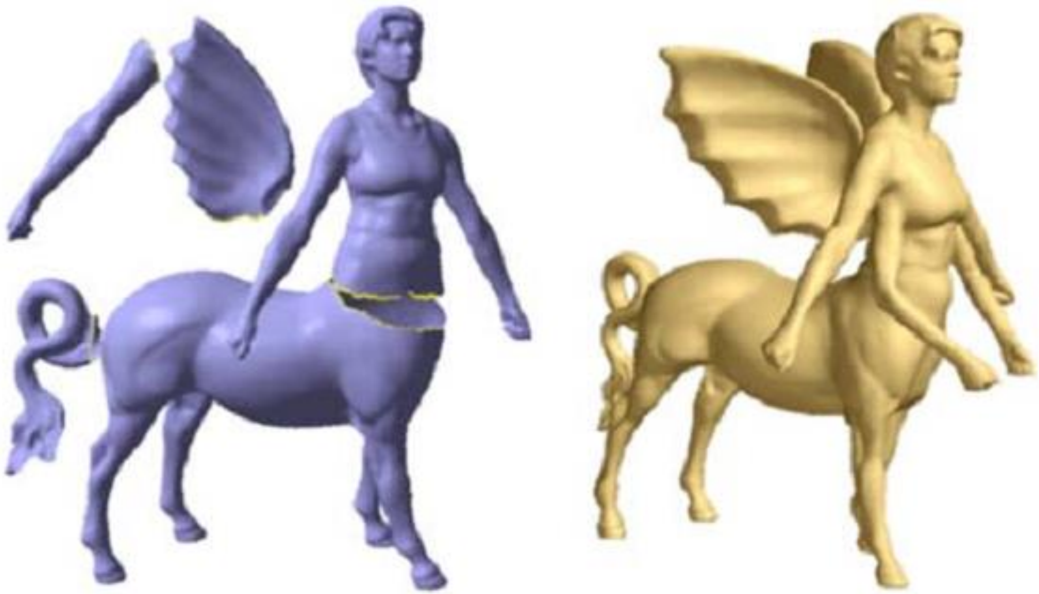
いくつかの頂点の位置制約
➔ 境界条件



Poisson 方程式



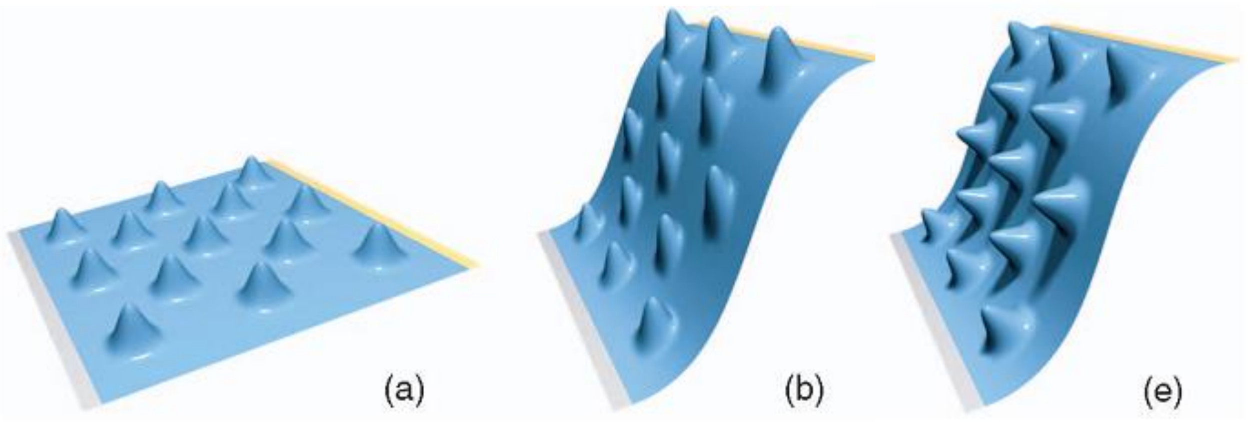




Mesh editing with poisson-based gradient field manipulation [Yu SIGGRAPH04]
Laplacian surface editing [Sorkine SGP04]
Interfaces and algorithms for the creation, modification, and optimization of surface meshes [Nealen PhD07]

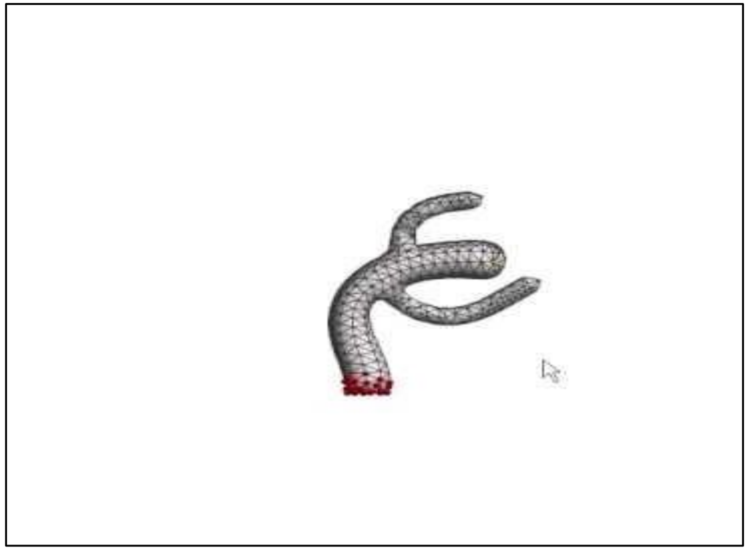
変形に伴う局所領域の回転

回転なし　　回転あり



- 目標勾配も合わせて
  回転させないといけない
  - 非線形で難しい！

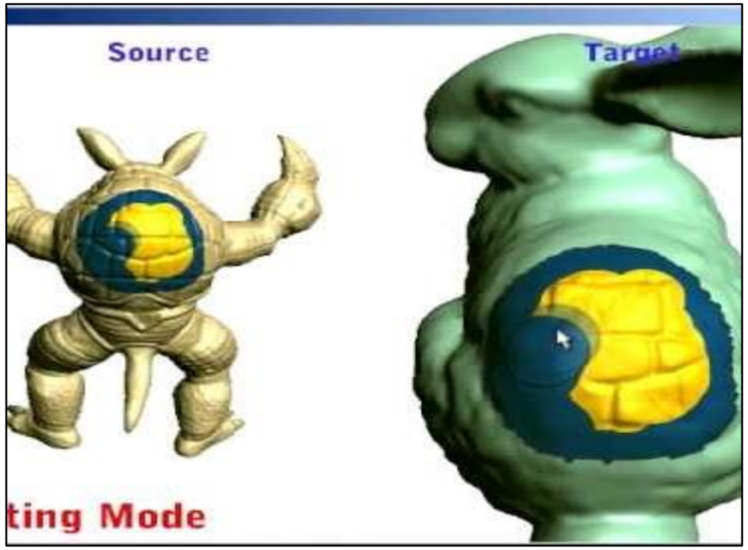
- Local-global 最適化アルゴリズム [Sorkine07]
  - Local step: 頂点座標を固定し、
    SVD で局所領域の回転を計算
  - Global step: 局所領域の回転を固定し、
    Poisson 方程式を解いて頂点座標を更新



https://www.youtube.com/watch?v=ltX-qUjbkdc

On linear variational surface deformation methods [Botsch TVCG08]
As-rigid-as-possible surface modeling [Sorkine SGP07]

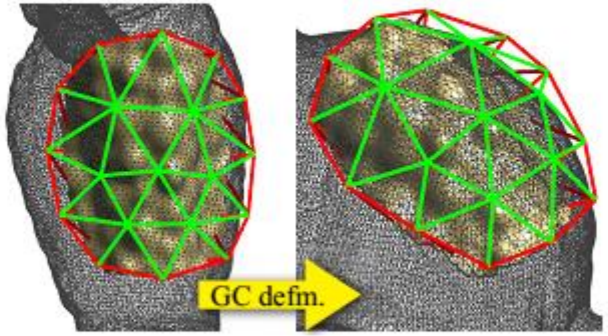
GeoBrush: サーフェスメッシュのためのクローンブラシ



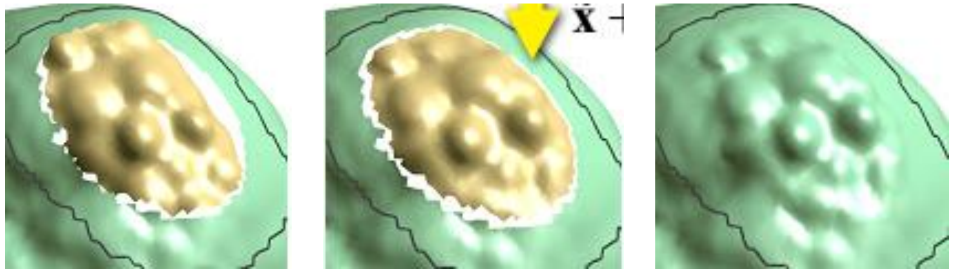
https://www.youtube.com/watch?v=FPsccn_gG8E

- 変形計算を 2 ステップに分解：

  1. 局所領域の回転
     ➔ cage-based な方法で高速に計算



  2. 正確なオフセット
     ➔ 画像合成用の GPU Poisson ソルバ を流用



GeoBrush: Interactive Mesh Geometry Cloning [Takayama EG11]