

コンピュータグラフィクス論

－ 画像処理(1) －

2021年7月1日

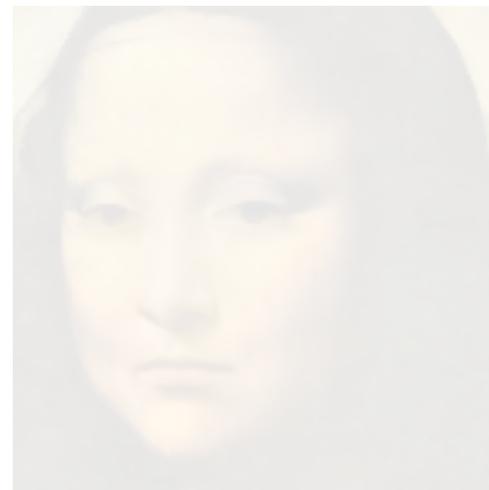
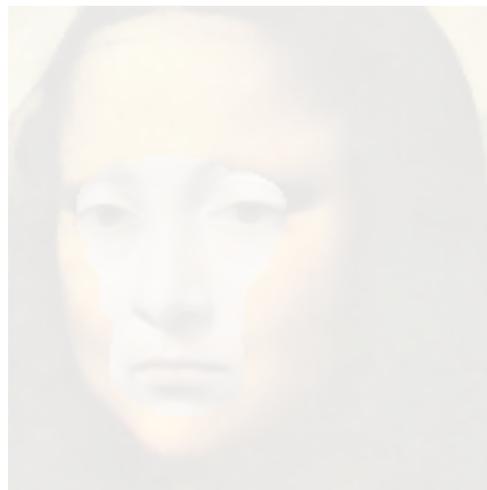
高山 健志

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



$\sigma = 2$



$\sigma = 5$



$\sigma = 10$

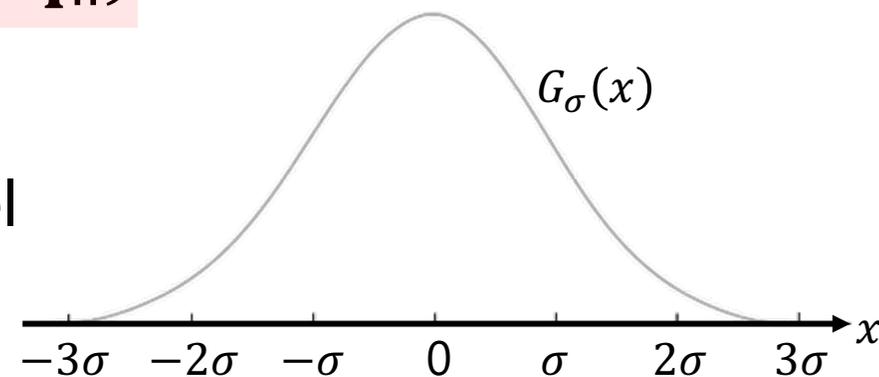
Gaussian Filter の数式

- 画像 I のピクセル位置 $\mathbf{p} = (p_x, p_y) \in \Omega$ における画素値を $I_{\mathbf{p}}$ で表す
 - 解像度 640×480 の場合、 $\Omega := \{1, \dots, 640\} \times \{1, \dots, 480\}$
- パラメタ σ による Gaussian Filter 適用後の画像を $\text{GF}_{\sigma}[I]$ で表す

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

$W_{\mathbf{p}}$

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

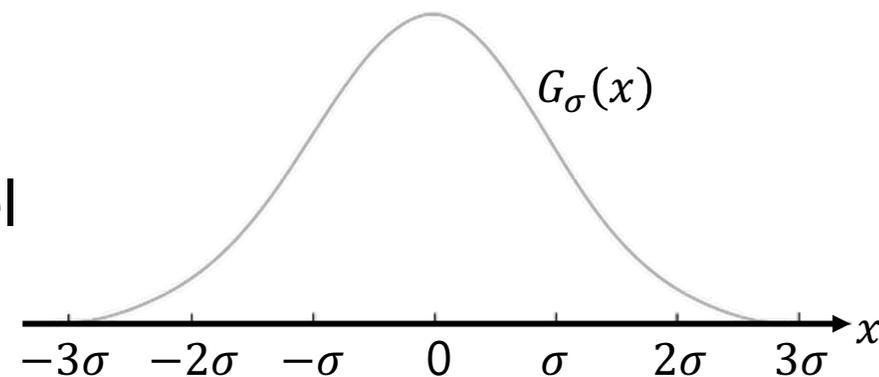


Gaussian Filter の数式

- 画像 I のピクセル位置 $\mathbf{p} = (p_x, p_y) \in \Omega$ における画素値を $I_{\mathbf{p}}$ で表す
 - 解像度 640×480 の場合、 $\Omega := \{1, \dots, 640\} \times \{1, \dots, 480\}$
- パラメタ σ による Gaussian Filter 適用後の画像を $\text{GF}_{\sigma}[I]$ で表す

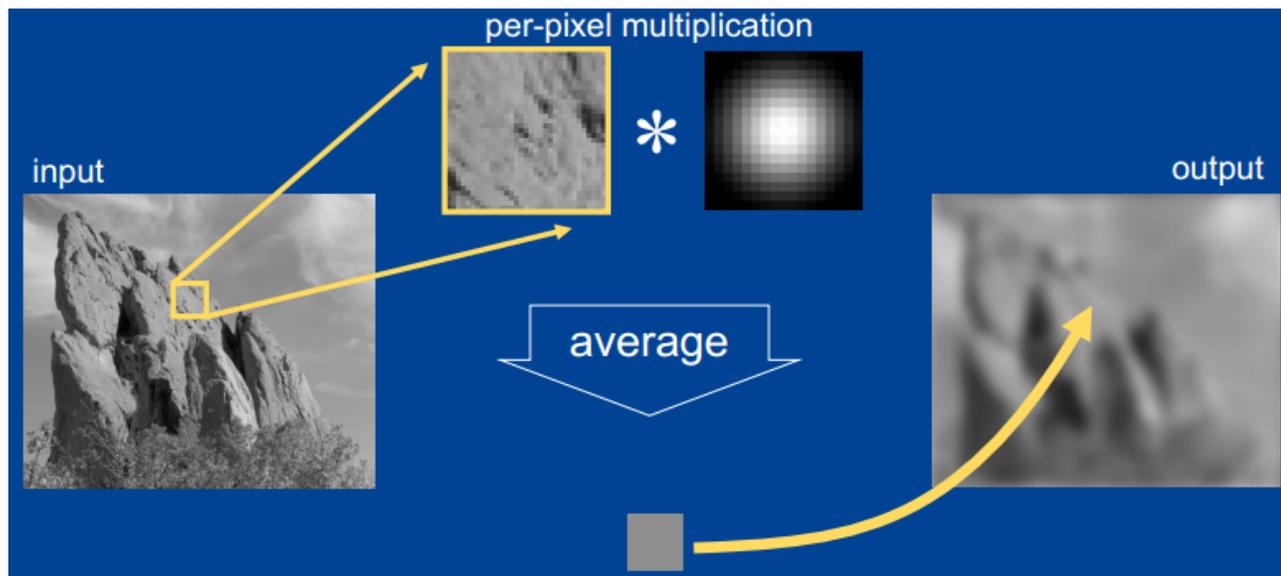
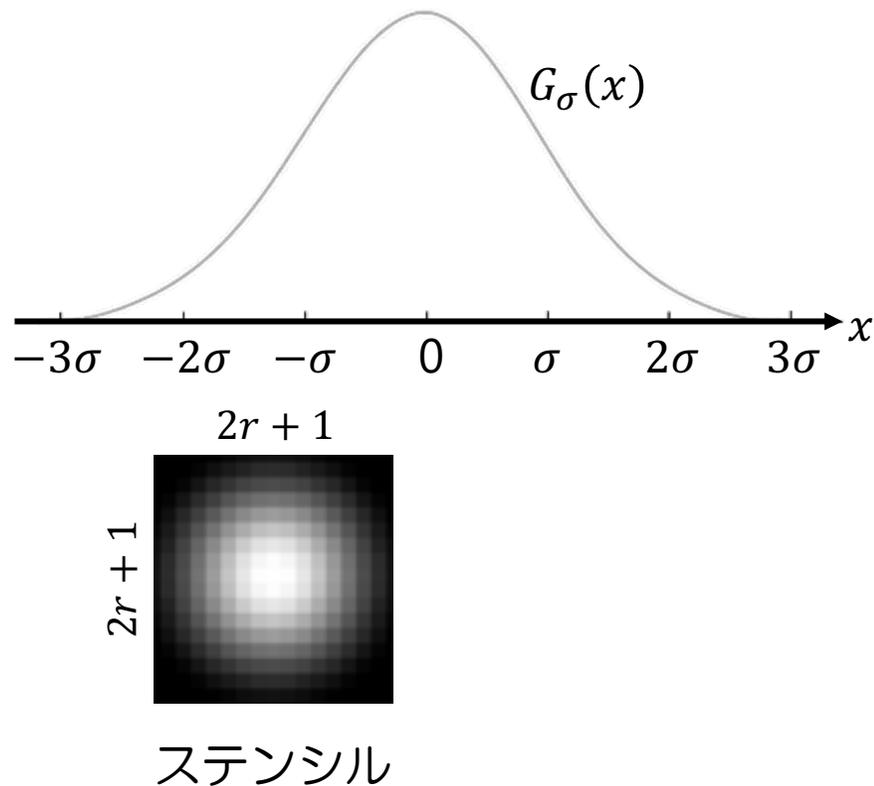
$$\text{GF}_{\sigma}[I]_{\mathbf{p}} := \frac{1}{W_{\mathbf{p}}} \sum_{\mathbf{q} \in \Omega} G_{\sigma}(\|\mathbf{p} - \mathbf{q}\|) I_{\mathbf{q}}$$

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



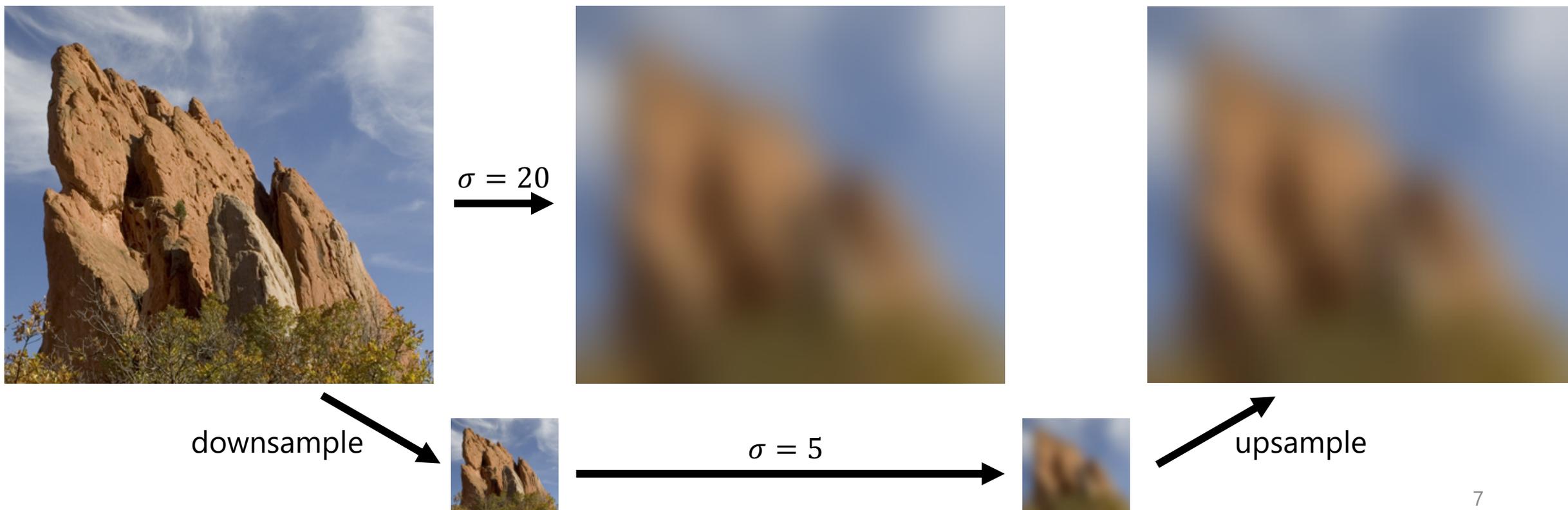
Gaussian Filter の実装

- $G_\sigma(3\sigma) \approx 0 \rightarrow$ 遠くのピクセルは無視できる
- $r := \text{ceil}(3\sigma)$ として $(2r + 1) \times (2r + 1)$ のステンシル上で重みを前計算



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 \rightarrow 小さい σ で平滑化 \rightarrow upsample



Detail Extraction & Enhancement



-



smoothed

=



detail

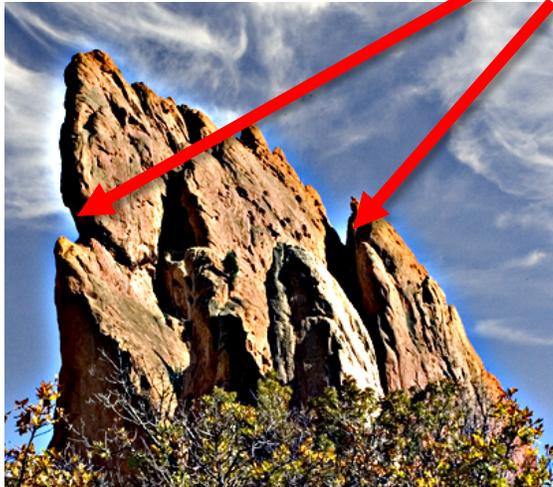


+ 3x



detail

=



enhanced

Edge-aware な画像平滑化を使うと・・・

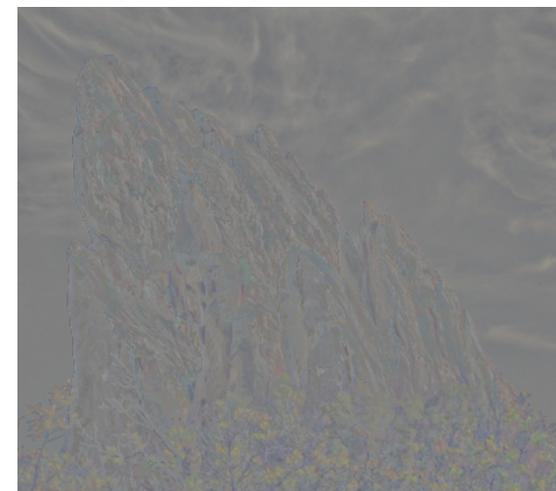


-



smoothed

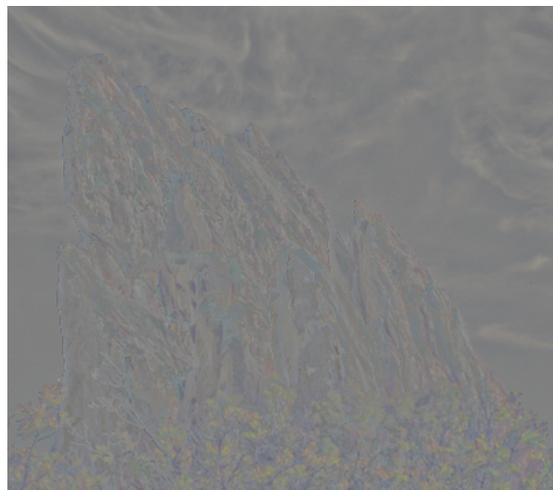
=



detail



+ 3x



detail

=



enhanced

Bilateral Filter による edge-aware な平滑化

- 二つのパラメータ
 - 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

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

すべて $\sigma_s = 10$



元画像



$\sigma_r = 32$



$\sigma_r = 128$



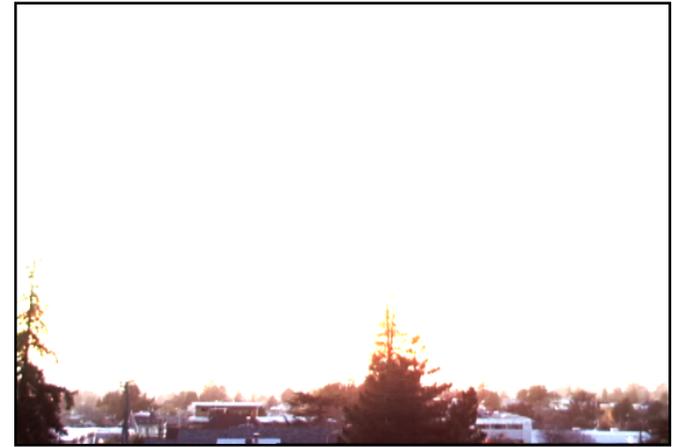
$\sigma_r = 512$

Bilateral Filter の応用 : Stylization



Bilateral Filter の応用：Tone Mapping

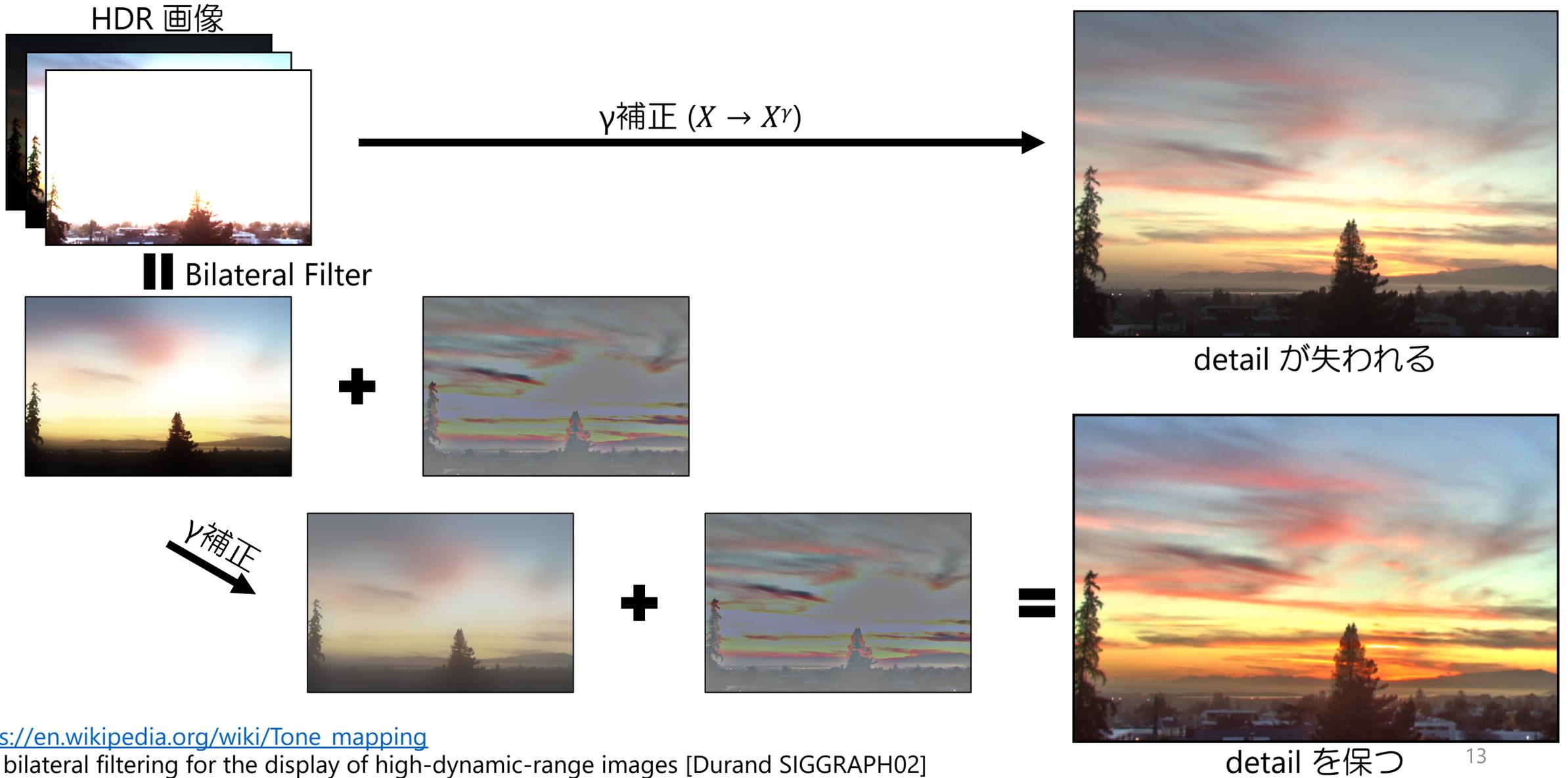
- 24bitカラー画像の各成分の範囲：1~255
- 現実世界の光の強さの範囲：1~ 10^5
 - **H**igh **D**ynamic **R**ange 画像
 - 露光時間を変えて撮影することで計測可能



短い露光時間

長い露光時間

Bilateral Filter の応用 : Tone Mapping

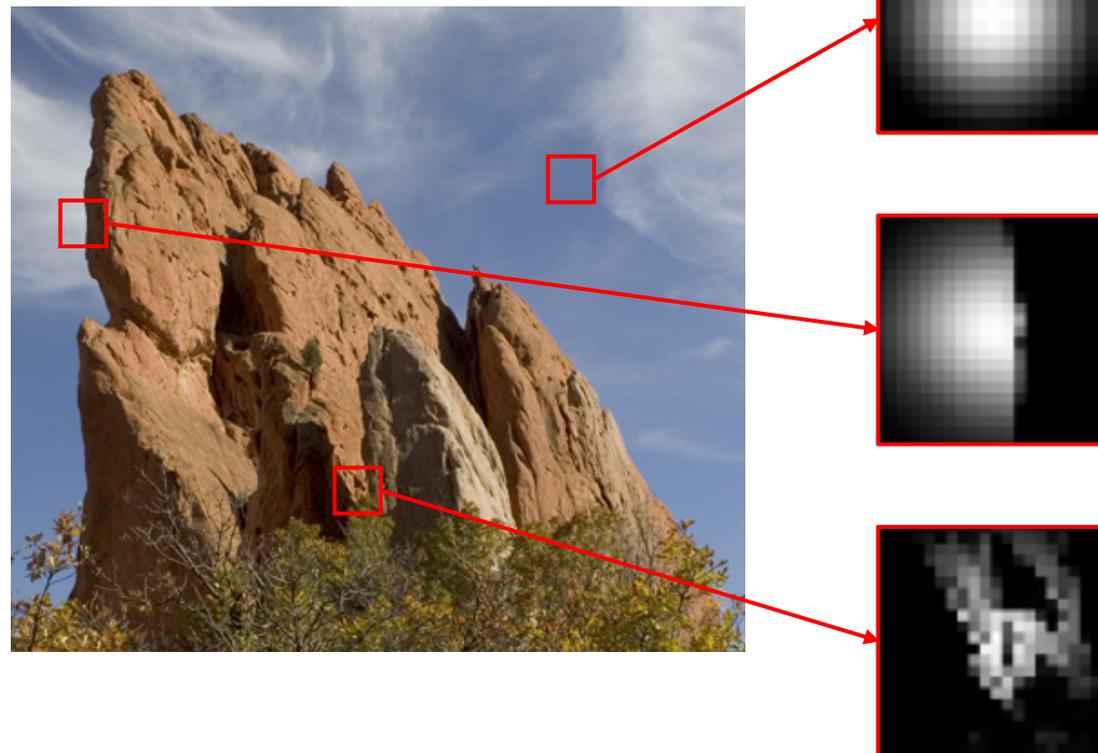


Bilateral Filter の新しい実装

$$\sum_{\mathbf{q} \in \Omega} G_{\sigma_s}(\|\mathbf{p} - \mathbf{q}\|) G_{\sigma_r}(\|I_{\mathbf{p}} - I_{\mathbf{q}}\|) I_{\mathbf{q}}$$

- 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

- (基本課題)



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 $\mathbf{f}_{\mathbf{p}} := \left(\frac{\mathbf{p}}{\sigma_s}, \frac{I_{\mathbf{p}}}{\sigma_r} \right)$ を定義

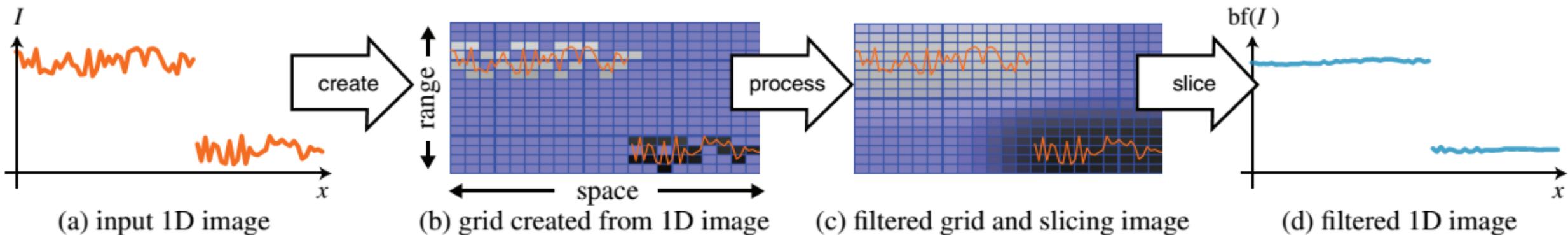
- Bilateral Filter の重みは、特徴ベクトル同士の Euclid 距離を Gaussian Kernel に代入したものに等しい

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

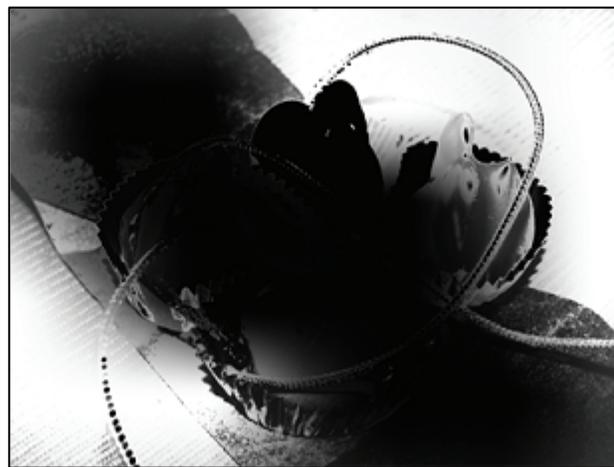
- Bilateral Filter は、特徴空間におけるサンプル集合 $\{\mathbf{f}_{\mathbf{p}}\}$ に対して半径 1 の Gaussian Filter をかけるのと同義
→ 計算が単純化

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 $\{f_p\}$ 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 \rightarrow 計算コスト低減



特徴空間を介した重みマップの生成



重みマップ

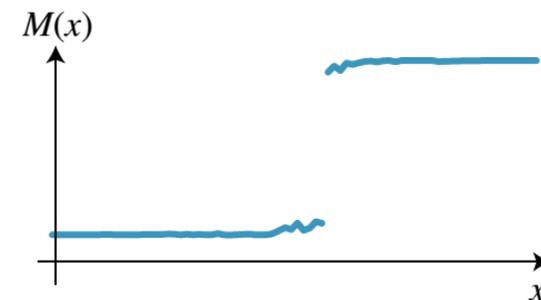
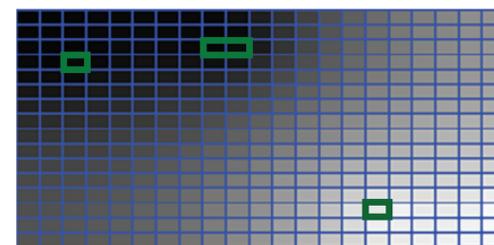
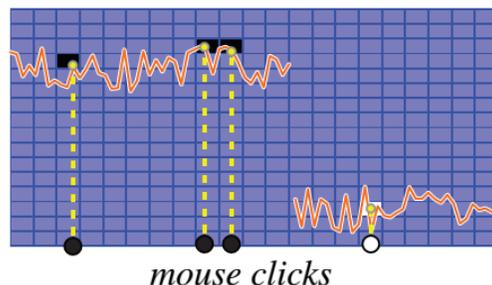


利用例：色味の変更

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

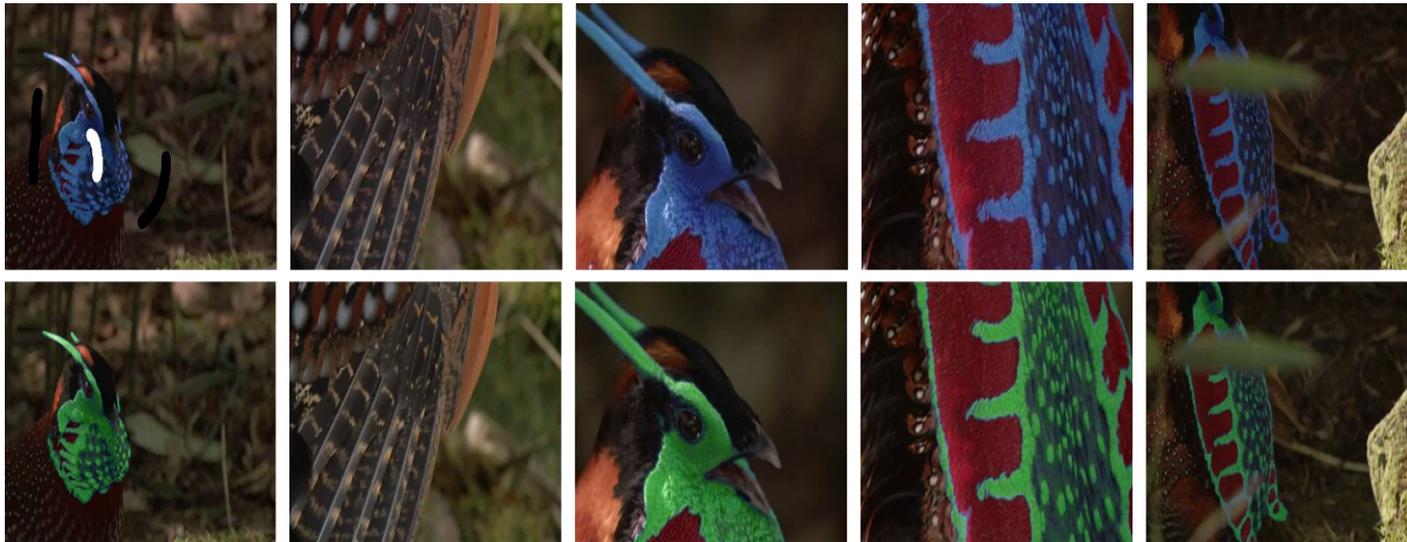
- 様々な呼ばれ方：Edit Propagation, Matting, Segmentation

- Bilateral Grid 上で Laplace 方程式を解く

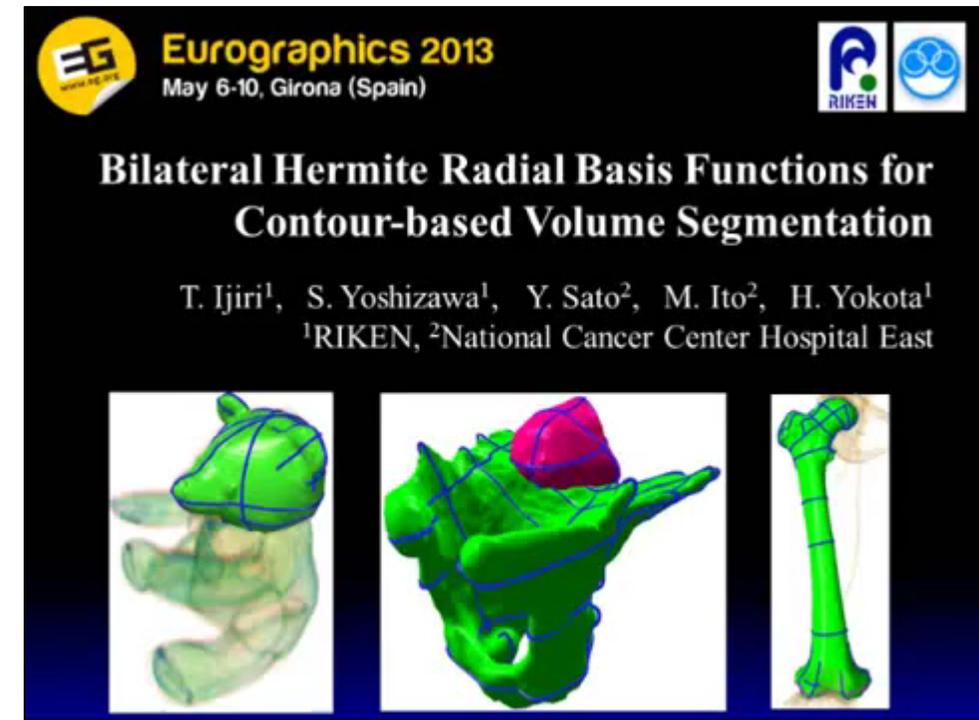


特徴空間を介した重みマップの生成

RBF で補間 [Li10]
(目的：画像と動画の編集)

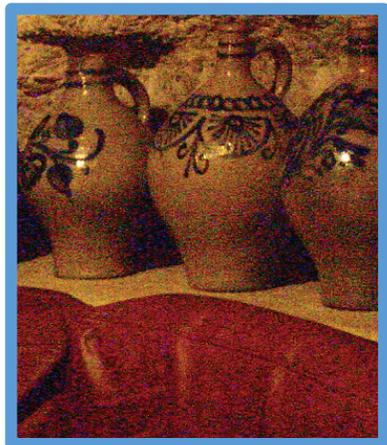


Hermite RBF で補間 [Ijiri13]
(目的：CT volume の領域分割)



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

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



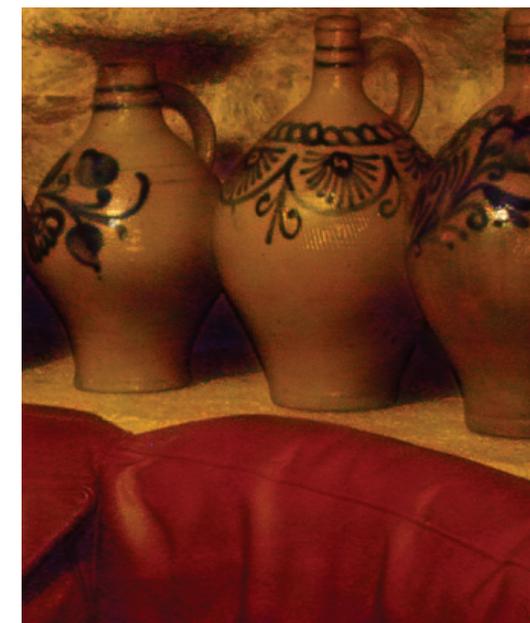
フラッシュ有り写真 F

☹ 色味は悪い

☺ ノイズが小さい、クッキリ

$$\text{JBF}_{\sigma_s, \sigma_r}(A, F)_p := \frac{1}{W_p} \sum_{q \in \Omega} G_{\sigma_s}(\|p - q\|) G_{\sigma_r}(\|F_p - F_q\|) A_q$$

JBF 適用結果



Bilateral Filter の拡張 : Non-Local Means Filter

- ピクセル 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

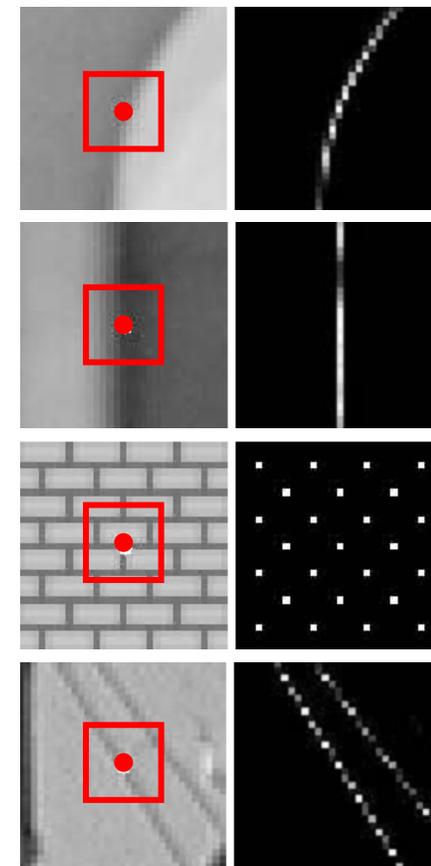
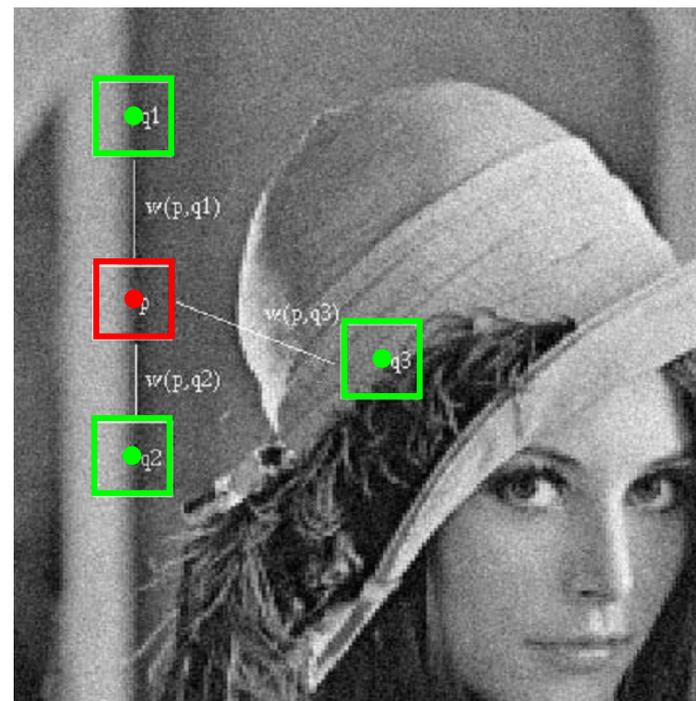
$$\text{NLMF}_\sigma(I)_p := \frac{1}{W_p} \sum_{q \in \Omega} G_\sigma(\|\mathbf{n}_p - \mathbf{n}_q\|) I_q$$



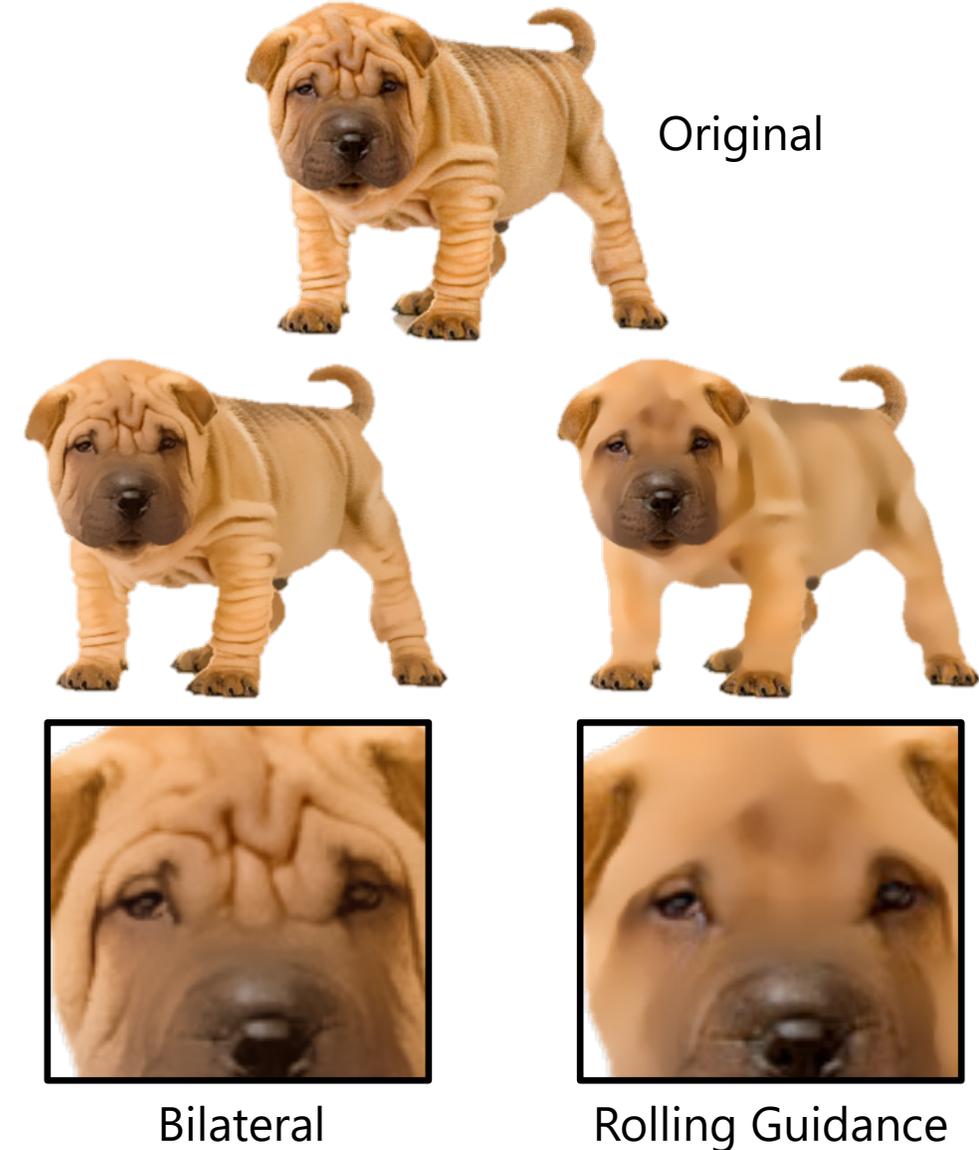
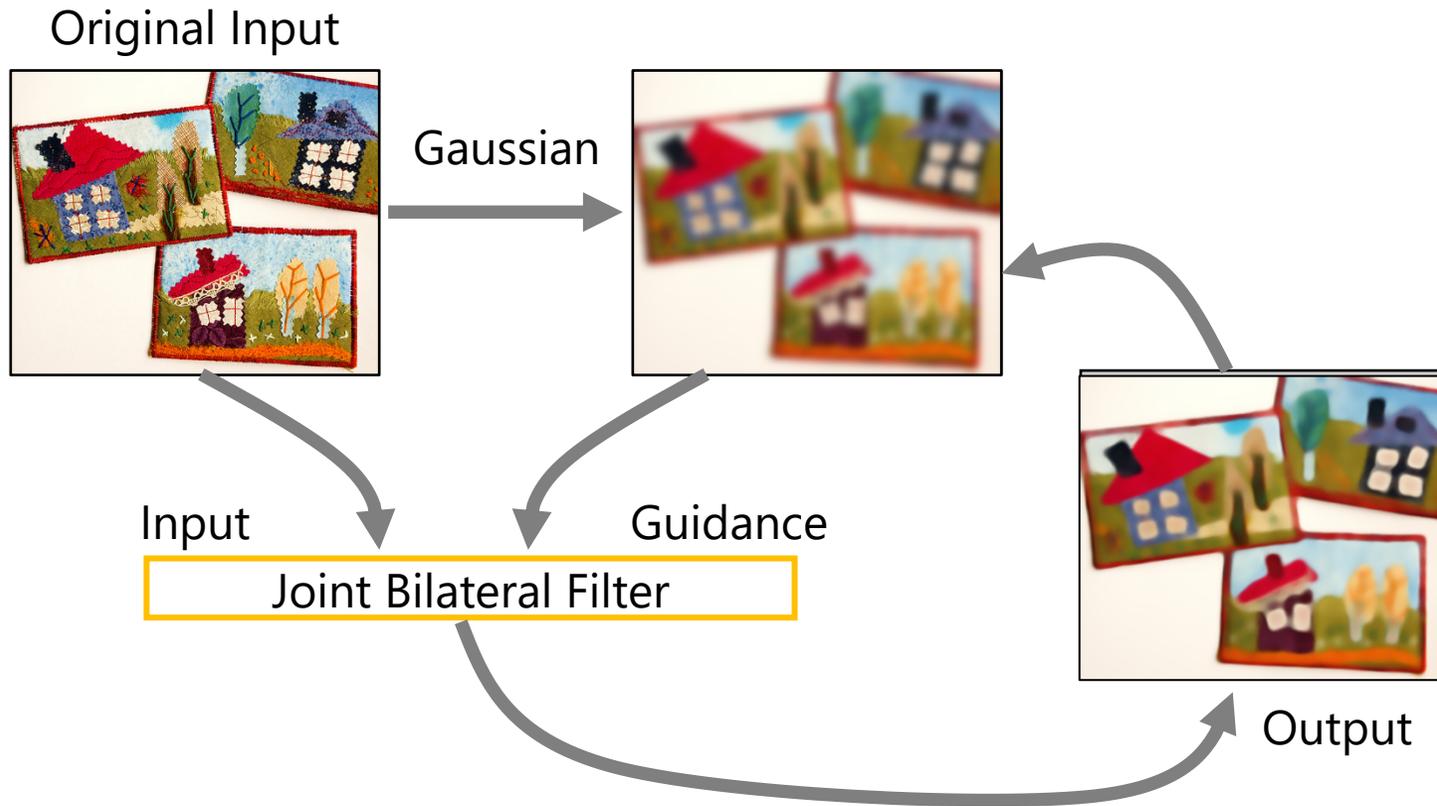
Noisy input

Bilateral

NL Means

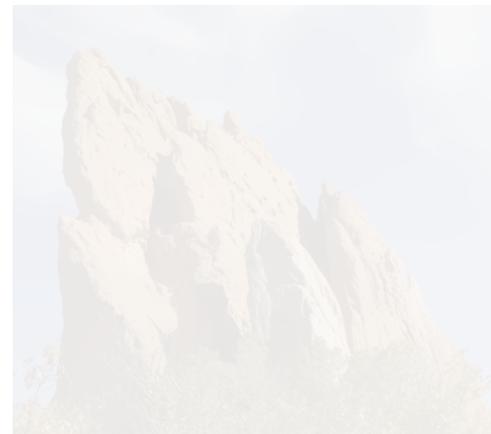


Bilateral Filterの拡張：Rolling Guidance Filter

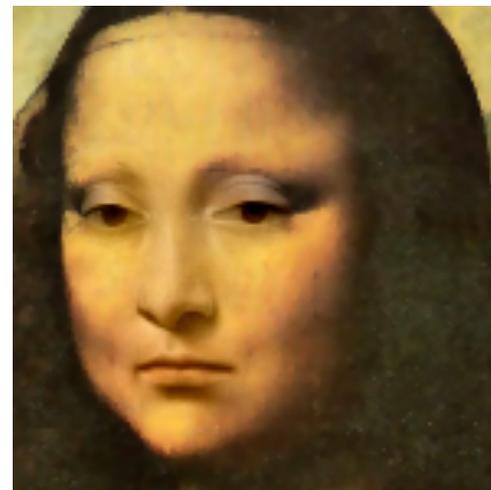
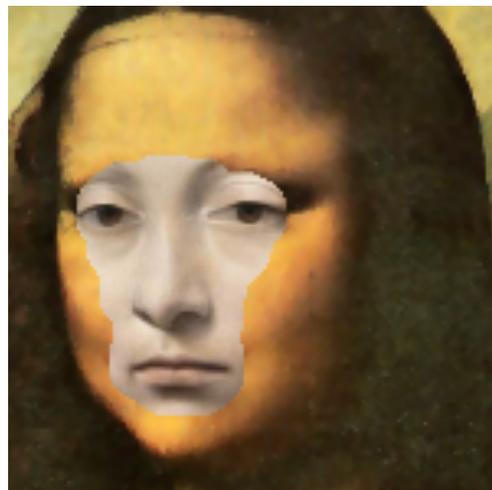


本日のトピック

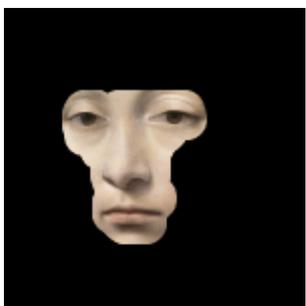
- Edge-aware な画像処理



- Gradient-domain の画像処理



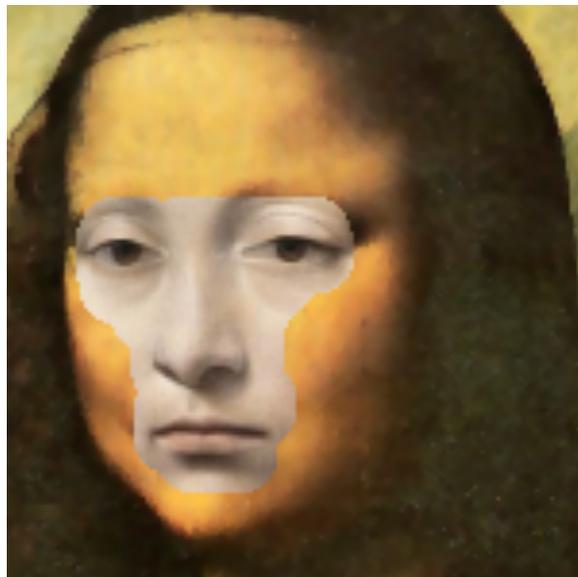
シナリオ：Source 画像を Dest. 画像へ挿入



Source



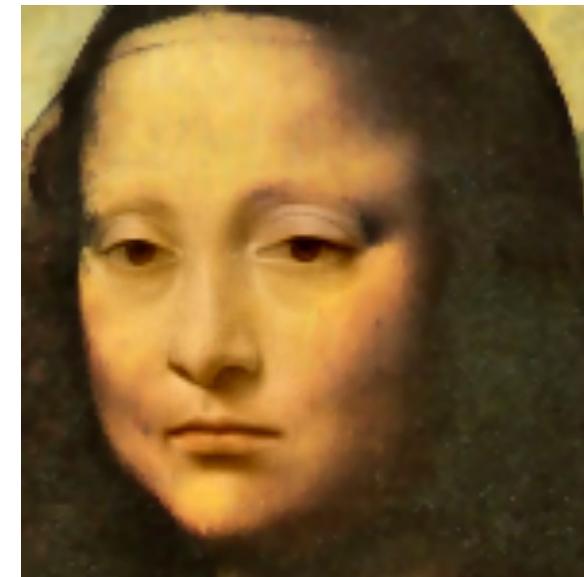
Dest.



単純な上書き



境界をぼかしてみる

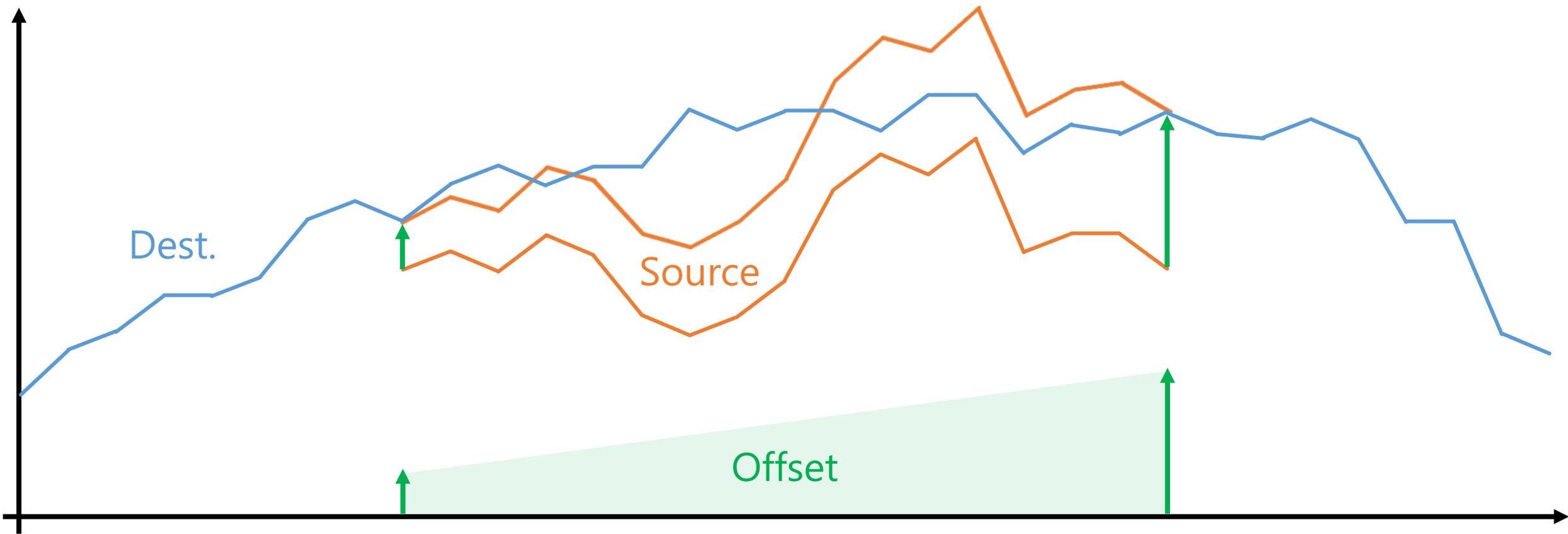


Gradient-domain 処理

シナリオ：複数写真からパノラマ合成



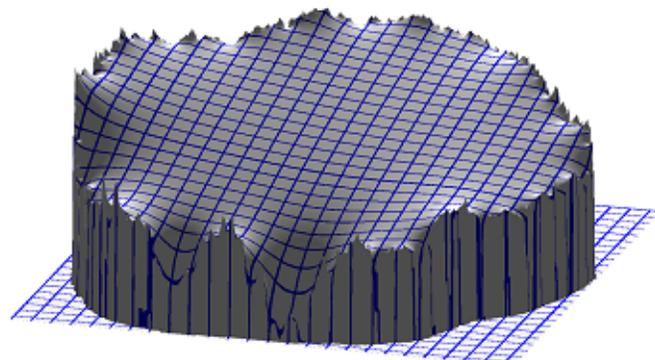
1D grayscale 画像の場合の考察



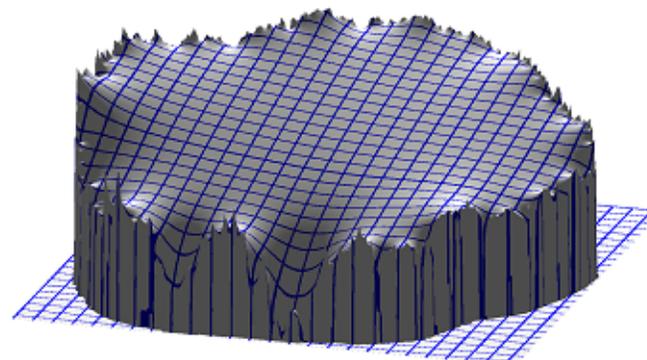
2D の場合 : Offset by Laplace Membrane



(a) Source patch

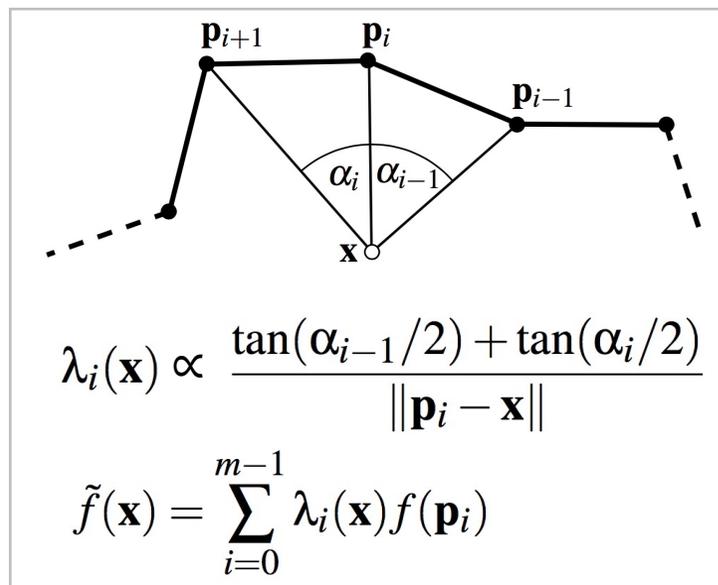


(b) Laplace membrane



(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

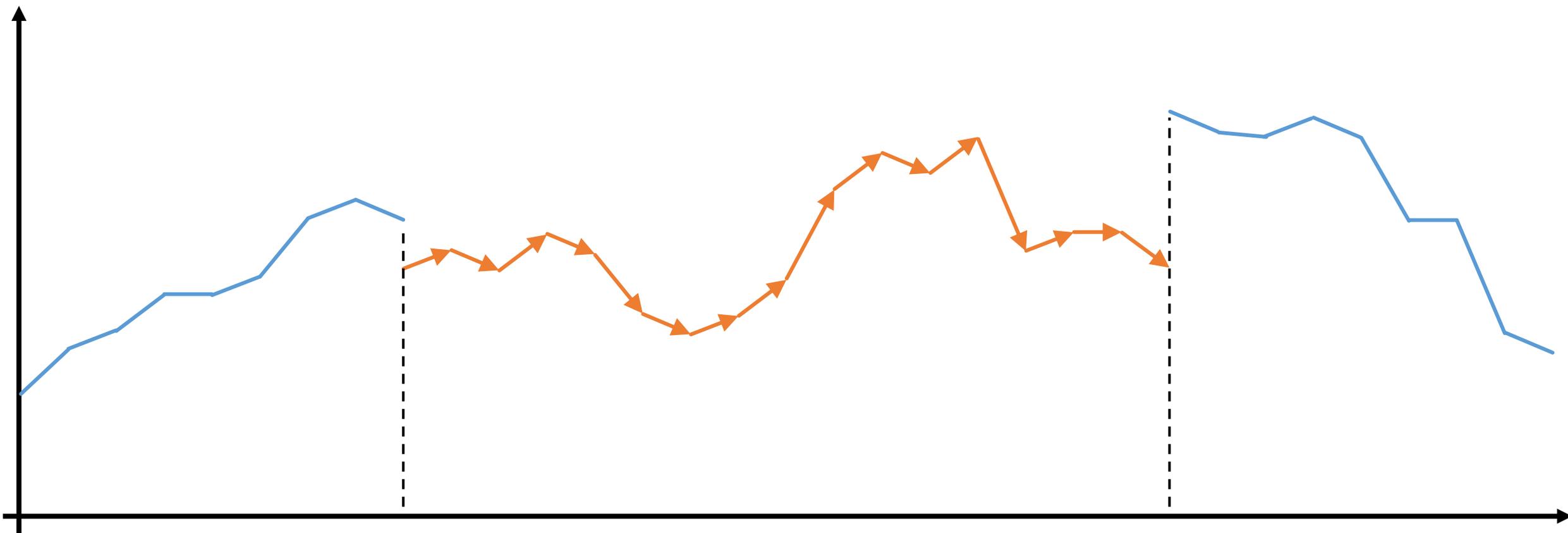


Coordinates for Instant Image Cloning

Zeev Farbman
Gil Hoffer
Yaron Lipman
Daniel Cohen-Or
Dani Lischinski

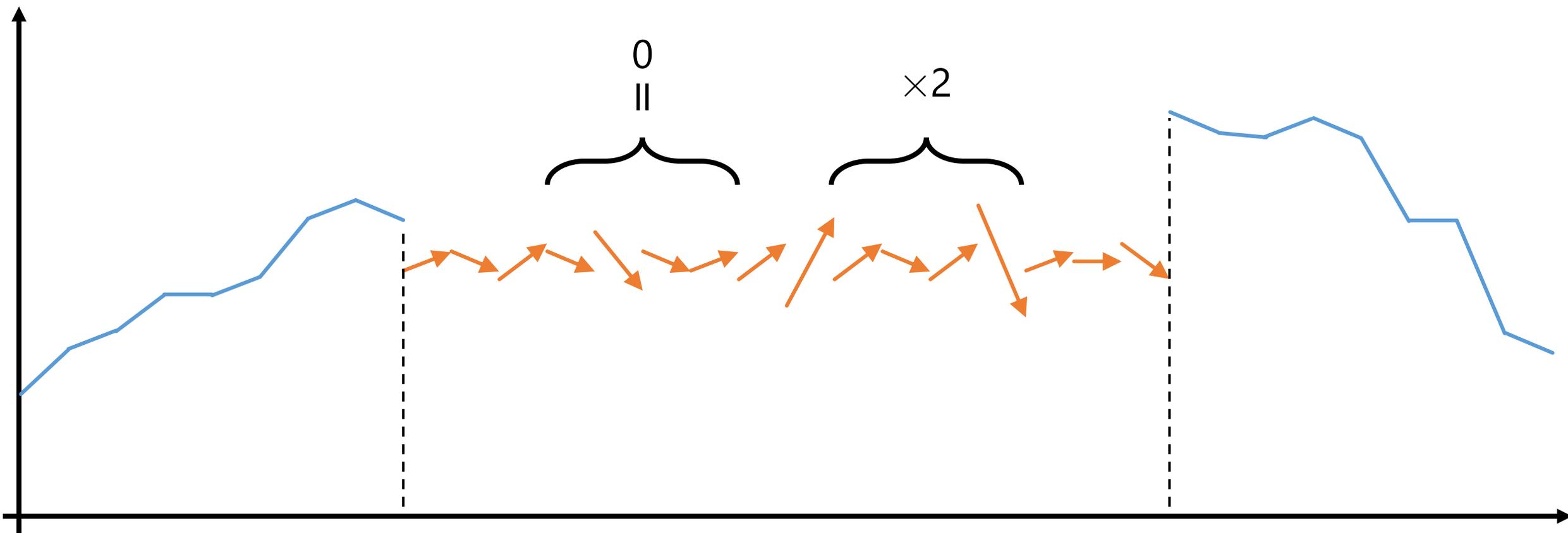
ACM Transactions on Graphics
(Proceedings of ACM SIGGRAPH 2009)

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！



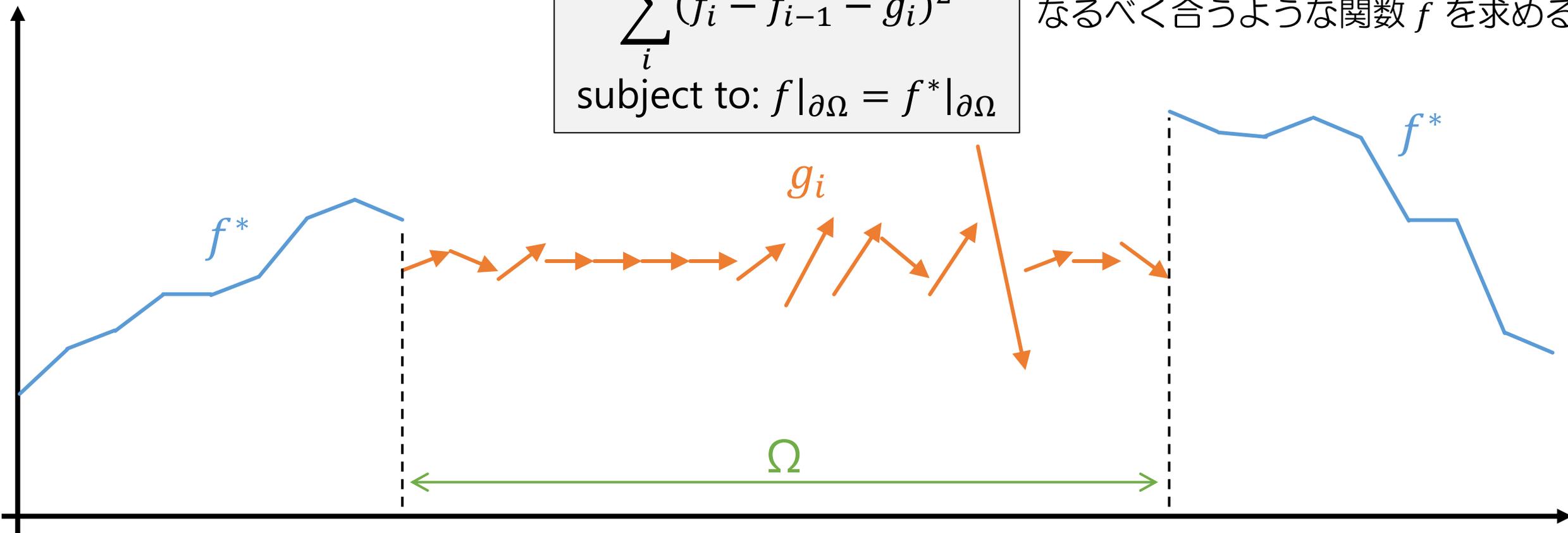
単純な cloning 以外の gradient-domain 処理

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

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

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

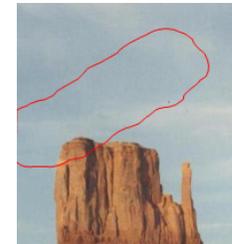
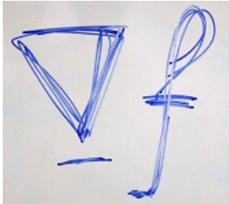
Solve **Poisson equation**:

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

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

Target gradient の与え方 : Mixing Gradients

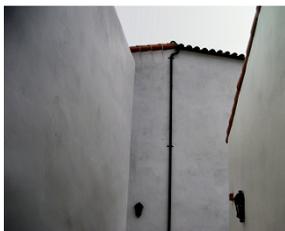
- Source 勾配と Dest. 勾配のうち大きい方を使う
→ 平坦な部分は clone されない



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

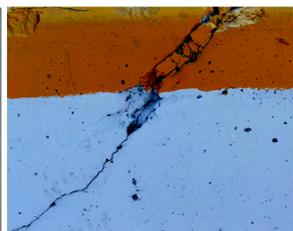
Before



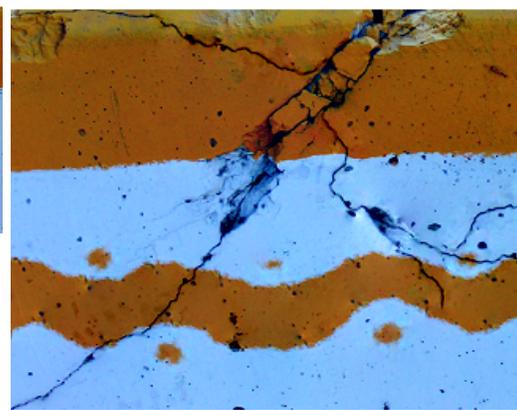
After



Before



After



Real-Time Gradient-Domain Painting

James McCann Nancy Pollard
Carnegie Mellon University

(With Audio)

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

おまけ：Gradient-domain の形状処理

Gradient-domain 形状処理

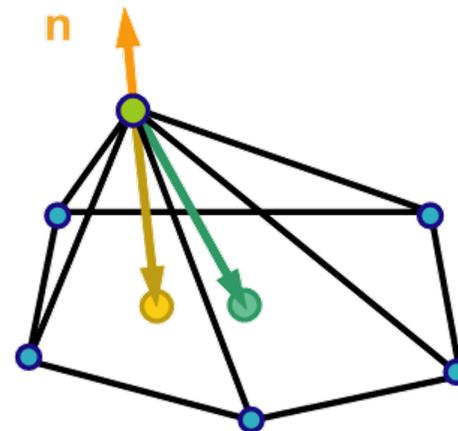
Find $\{ \mathbf{v}_i \}$ that minimize

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

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

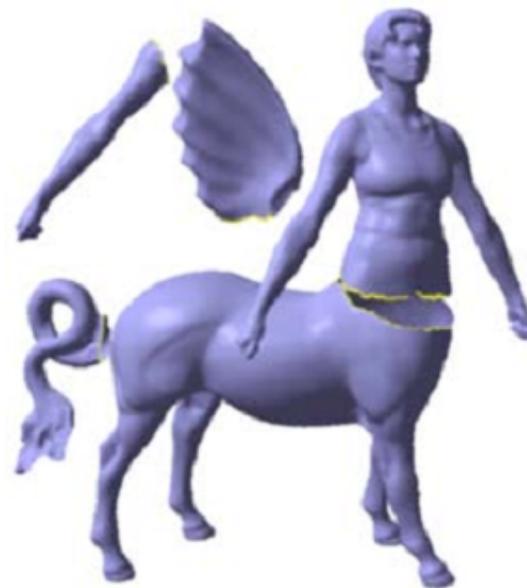
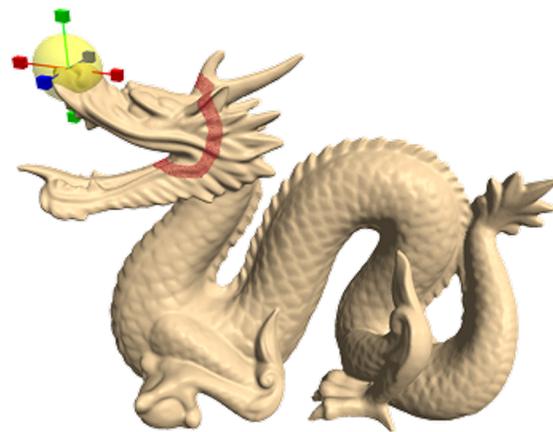
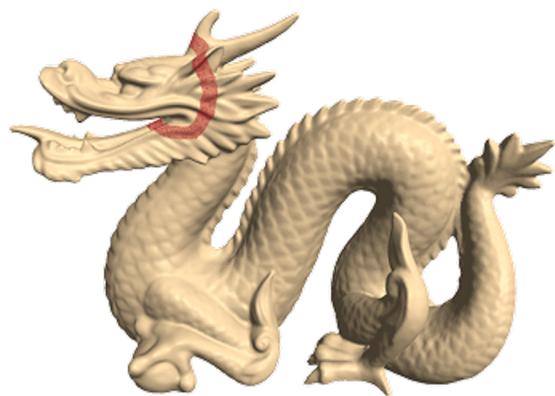
元形状の辺ベクトル
→ 目標勾配

いくつかの頂点の位置制約
→ 境界条件



Poisson 方程式

$$\mathbf{L} \mathbf{x} = \delta$$



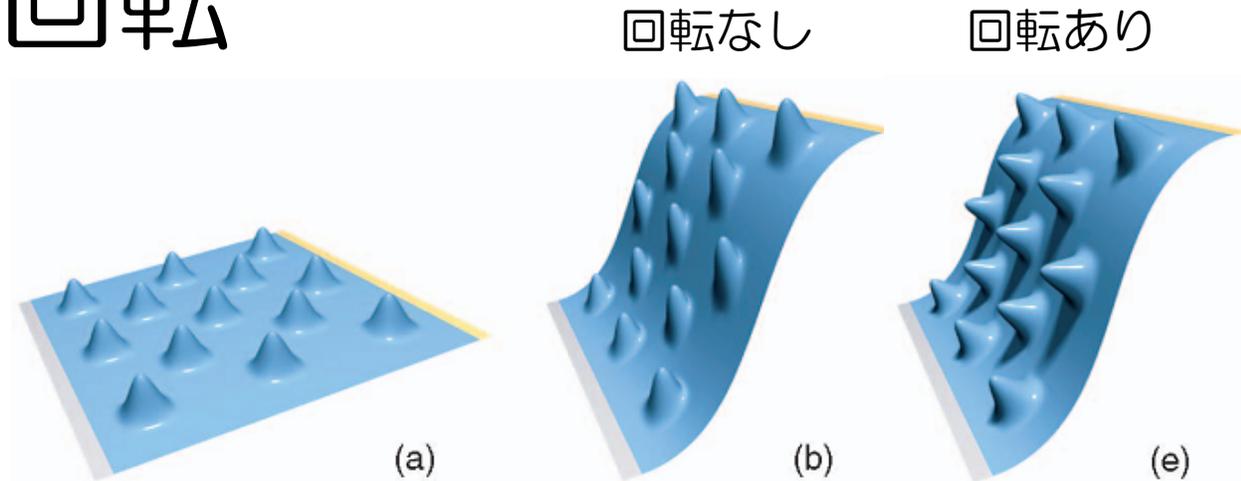
Mesh editing with poisson-based gradient field manipulation [Yu SIGGRAPH04]

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

- 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

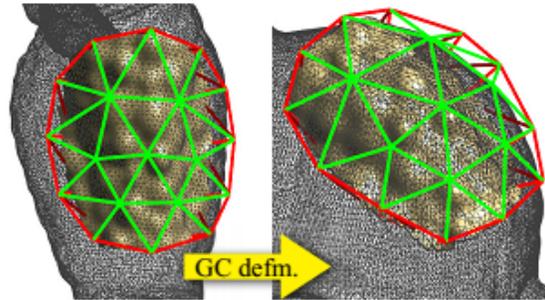
As-Rigid-As-Possible Surface Modeling

Olga Sorkine Marc Alexa
TU Berlin

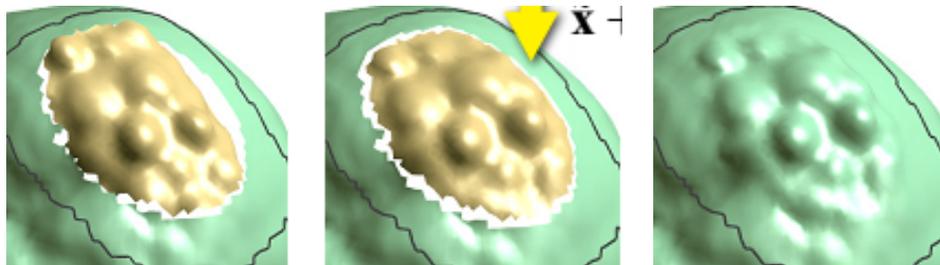


GeoBrush: サーフェスメッシュのためのクローンブラシ

- 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

Kenshi Takayama^{1,2}
Ryan Schmidt³
Karan Singh³
Takeo Igarashi¹
Tamy Boubekeur⁴
Olga Sorkine²

¹The University of Tokyo

²New York University

³University of Toronto

⁴Telecom ParisTech - CNRS LTCI

https://www.youtube.com/watch?v=FPscn_gG8E