

画像の勾配空間フィルタリング

宮岡伸一郎[†]

Poisson Image Editing は様々な応用可能性を持った画像編集の方法である。本論文ではこの枠組みを利用し、勾配空間の分割・再合成により画像のフィルタリングを行う手法を提案する。例えば勾配をその強度により強勾配と弱勾配に分割し、それぞれに対応する Poisson 方程式を解くことにより、画像の平坦化（イラスト風変換）やグラデーションの抽出が行える。この時、所望のフィルタリング効果を得るため、勾配に重みをかけて再合成した後対応する画像を再構成することが望まれるが、重みを調整するたびに Poisson 方程式を解くのは処理負荷が大きい。そこで、分割勾配に対応した基本画像と呼ぶ画像を生成しておき、逐一 Poisson 方程式を解くことなく画像空間でのブレンド処理によりインタラクティブに重み調整を行える方法を提案する。さらに、勾配分割の仕方を工夫することにより、エッジ保存平滑化、グラデーションの方向別強調、線の抽出・消去、複数トーンカーブの同時適用などが行えることを示す。特に「複数トーンカーブの同時適用」は、領域ごとに異なるトーンカーブを適用した画像を教師画像とし、生成した基本画像を最適ブレンドすることによって、例えば明るい部分の明度・コントラストを変えずに、暗い部分の明度・コントラストを上げるなどのトーン変換を可能とする。

Gradient-Domain Image Filtering

Shinichiro Miyaoka[†]

Poisson Image Editing is a useful technique to do various-type image editing, for example, seamless image composition. This paper presents Gradient-Domain Image Filtering based on Poisson Image Editing. The proposed filtering process is carried out by the following computational scheme. Firstly gradient space is divided, for example, according to gradient strength. New images, corresponding to the strong gradient and the weak gradient, are reconstructed by solving the Poisson equation. The reconstructed strong-gradient image is a flattened image (like a illustration image) and the weak-gradient image is a gradation-extraction image. By mixing the gradients with appropriate weights and solving the corresponding Poisson equation, we can get various filtering effects. To do this efficiently and interactively, we propose a technique to generate the fundamental images from the divided gradients and blend the images in image space without solving Poisson equation. Furthermore, by devising how to divide gradient space, we show that various-type filters are constructed, for example, edge preserving smoothing, gradation enhancement by the direction, line extraction/deletion, and brightness/contrast enhancement by multi-tone-curves.

1. はじめに

Poisson 方程式の境界値問題を解くことにより画像の合成や編集を行う、Poisson Image Editing が注目を集めている[1][2]。例えば画像の合成の場合は以下のような手順で行う。ソース画像から特定領域を切り出してターゲット画像の指定した位置に合成する際、ソース画像のラプラシアンから Poisson 方程式を作成し、ターゲット画像の画素値を境界値とする境界値問題を解く。これにより、合成境界が目立たないシームレスな画像合成が行える。ソース画像とターゲット画像のテクスチャの違いにより合成境界に不自然さが残る場合があるが、この問題に対処するため境界線の自動最適化を行い違和感の無い画像合成を行う手法が研究されている[2][3]。またこの画像合成法を、ゲームやアニメのキャラクターデザインに応用する研究も報告されている[4]。

一枚の画像に対しても、勾配空間での処理の後 Poisson Image Editing で画像を再構成することにより、様々な画像編集を行えることが示されている。その中でも特に、HDR (High Dynamic Range) 画像のダイナミックレンジの圧縮[5]は、HDR 画像を通常のディスプレイに表示する方法として実用上有用と思われる。これらの手法については、2007 年の ICCV のコース[6]としてまとめられているので興味を持たれた方は参考にされたい。

最近では、インタラクティブなドローツールやペイントツールに Poisson 方程式ベースの計算を利用する研究もなされている[7][8]。その一つは、Diffusion Curves[7]と呼ばれるもので、描画した自由曲線の周辺に自然な陰影を付けることができ、この機能を用いて今まで無かった描画を可能としている。

以上のように、Poisson Image Editing は様々な応用可能性を持った画像編集の方法である。本論文ではこの枠組みを利用し、勾配空間の分割・再合成により画像のフィルタリングを行う手法を提案する。例えば勾配空間をその強度により分割し、強勾配と弱勾配のそれぞれに対応する Poisson 方程式を解くことにより、画像の平坦化（イラスト風変換）やグラデーションの抽出が行える。この時、所望のフィルタリング効果を得るため、勾配に重みをかけて再合成した後対応する画像を再構成することが望まれるが、重みを調整するたびに Poisson 方程式を解くのでは処理時間を要しインタラクティブな調整が行えない。そこで、強勾配と弱勾配に対し基本画像（3 章で詳述）と呼ぶ画像を作成しておき、Poisson 方程式を逐一解くことなく、基本画像を画像空間でブレンドすることによりインタラクティブな重み調整が可能であることを示す。

以上が勾配空間の分割・合成によるフィルタリングの基本的な考え方である。この考え方に基づき、さらに勾配分割の仕方を工夫することにより、エッジ保存平滑化、

[†] 東京工科大学メディア学部
School of Media Science, Tokyo University of Technology

グラデーションの方向別強調、線の抽出・消去、複数トーンカーブの同時適用などが行えることを示す。特に「複数トーンカーブの同時適用」は、領域ごとに異なるトーンカーブを適用した画像を教師画像とし、勾配分割によって作成した基本画像を最適ブレンドすることによって、これまでのトーン変換では不可能であったタイプのコントラスト強調（例えば明るい部分の明度・コントラストを変えずに暗い部分のコントラストを上げる）を可能とする。

2. Poisson Image Editing

画像合成を例にとって Poisson Image Editing について説明する[1][2]。ソース画像の指定領域を切り出し、ターゲット画像の指定位置に合成する場合を考える(図 1 参照)。ソース画像を f_s 、ターゲット画像を f_t 、ターゲット画像の合成領域を Ω 、合成境界を $\partial\Omega$ とすると、Poisson 画像合成は以下の Poisson 方程式の境界値問題を解くことによって行われる。すなわち合成画像は、境界 $\partial\Omega$ でターゲット画像の輝度値に等しく、領域内部 Ω ではそのラプラシアンがソース画像のラプラシアンに一致するように構成される。

$$\begin{aligned} \Delta f &= \Delta f_s \quad \text{over } \Omega \\ f|_{\partial\Omega} &= f_t|_{\partial\Omega} \end{aligned} \quad (1)$$

ここに、

$$\Delta f = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2}$$

である。

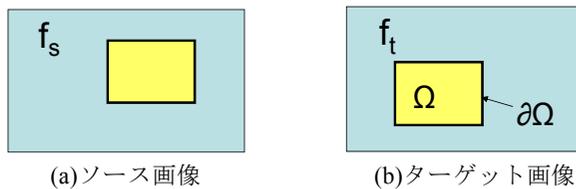


図 1 Poisson Image Editing による画像合成の概念図

この処理を、RGB のカラーチャネルに対し独立に適用した結果を図 2 に示す。ソース画像(図 2(a))の一部を切り出しターゲット画像(図 2(b))に合成した。単純合成した場合(図 2(c))に比べ、Poisson 合成(図 2(d))では合成境界が目立たない、シームレスな合成結果が得られることが分かる。

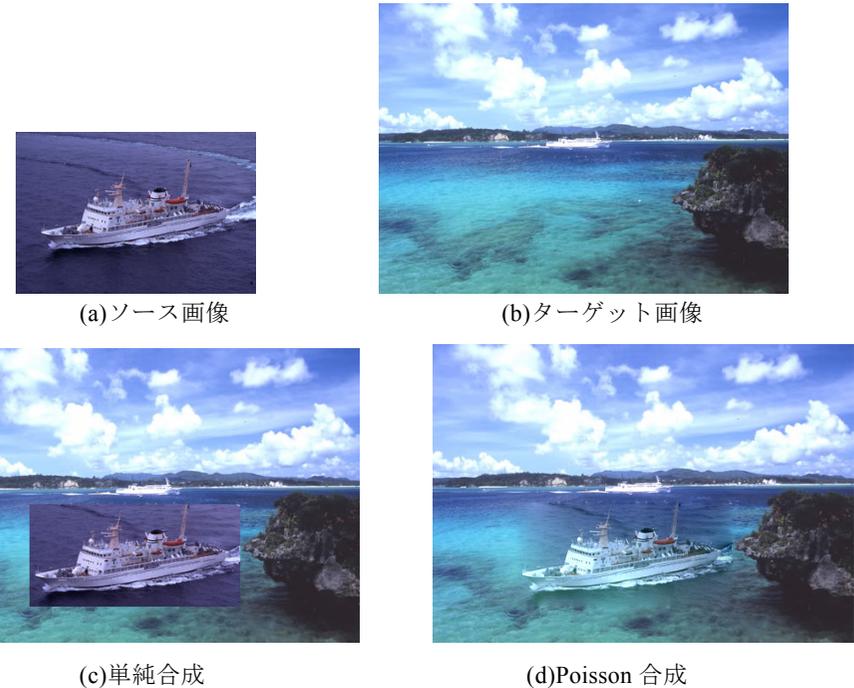


図 2 Poisson 画像合成の結果

一枚の画像 f_s の勾配 \mathbf{g} を編集し、新たな勾配 \mathbf{g}^* が得られたとする、Poisson Image Editing によれば、以下の境界値問題を解くことによって新たな勾配 \mathbf{g}^* に対する画像が再構成できる。

$$\begin{aligned} \Delta f &= \nabla \mathbf{g}^* \quad \text{over } \Omega \\ f|_{\partial\Omega} &= f_s|_{\partial\Omega} \end{aligned} \quad (2)$$

ここに、

$$\mathbf{g} = (g_x, g_y), \quad \nabla \mathbf{g} = \frac{\partial g_x}{\partial x} + \frac{\partial g_y}{\partial y}$$

である。

このとき注意を要するのは、新たな勾配は一般には保存場の性質を満たさないため、再構成された画像の勾配は一般には \mathbf{g}^* とはならない点である。再構成画像は、以下の

最小化問題の解として得られ、その勾配は \mathbf{g}^* との二乗誤差を最小化するように決定される[1].

$$\min_f \iint_{(x,y) \in \Omega} |\nabla f - \mathbf{g}^*|^2 dx dy \quad (3)$$

Poisson 方程式の境界値問題は、離散化座標上でSOR法などの数値解法によって解くことができる[9].

$$f^{n+1}(x,y) = (1-\omega)f^n(x,y) + \omega(f^{n+1}(x,y-1) + f^{n+1}(x-1,y) + f^n(x+1,y) + f^n(x,y+1) - \Delta f_s(x,y)) / 4 \quad (4)$$

ここに、 n : 反復回数, ω : 加速緩和係数である. ω は 1~2 の値で収束し、通常 1.95 程度のとき収束性が良い.

3. 勾配の分割によるフィルタリング

本章では、強勾配と弱勾配への分割を例にとり勾配分割の基本的な考え方を示した後、分割勾配に対応する基本画像の生成法について述べる.

3.1 強勾配と弱勾配への分割

勾配を適当な閾値で強勾配と弱勾配に分割する. 強勾配から再構成された画像は強いエッジのみを含み、弱勾配から再構成された画像は弱いエッジとグラデーションを含むと予想される. 図3に強エッジとグラデーションの分離の概念図を示す.

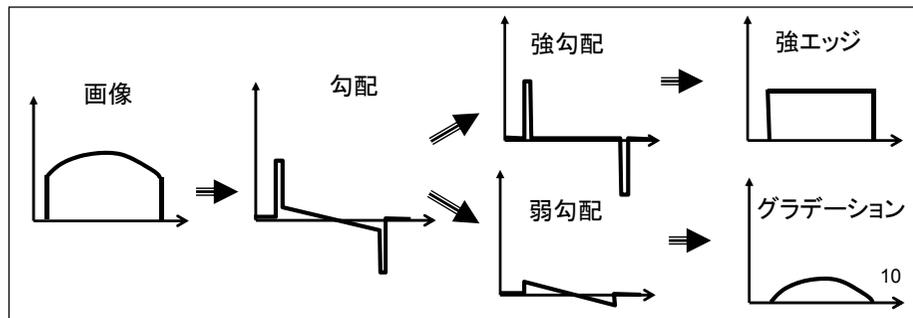


図3 強エッジとグラデーションの分離の概念図

勾配を \mathbf{g} , 強勾配を \mathbf{g}_{st} , 弱勾配を \mathbf{g}_{wk} としたとき、勾配の分割は適当な閾値 th に対し次式で行う. カラー画像の場合は、RGBチャンネルごと独立に勾配の分割を行う.

$$\begin{cases} \mathbf{g}_{st} = \begin{cases} \mathbf{g} & \text{if } |\mathbf{g}| > th \\ 0 & \text{else} \end{cases} \\ \mathbf{g}_{wk} = \begin{cases} \mathbf{g} & \text{if } |\mathbf{g}| < th \\ 0 & \text{else} \end{cases} \end{cases} \quad (5)$$

Poisson 方程式を解くことにより、強勾配 \mathbf{g}_{st} から強勾配画像 f_{st} を、また弱勾配 \mathbf{g}_{wk} から弱勾配画像 f_{wk} を再構成する. 実験結果を図4に示す. ここで分割の閾値 th は 20 としている. 強勾配からは平坦化されたイラスト風画像が、また弱勾配からはグラデーションと弱エッジからなる画像が得られている. なお、勾配分割と画像の再構成は原画上で指定した矩形領域の内部に対してのみ行っている(以降の実験でも同様). 画像合成の場合と同様に、処理対象領域とそれ以外の領域の間でシームレスに画像の再



図4 強勾配画像と弱勾配画像

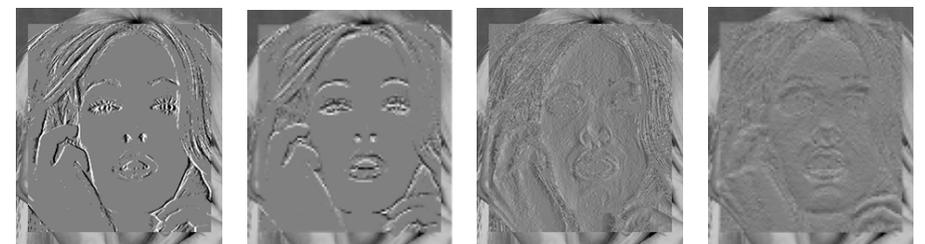


図5 分割勾配

構成が行われる。参考までに、図 4 の結果を得るのに用いた分割勾配を画像化したものを図 5 に示しておく。

3.2 基本画像の生成と再合成

分割した勾配に適切な重みをかけて再合成し、これに対する画像を再構成することによりエッジやグラデーションの強調など所望のフィルタリング効果を得たい。重み係数を α 、 β とすればこれは次式のように書ける。なお式(6)で、 $\alpha = \beta = 1$ のとき原画像が復元される。

$$\begin{aligned} \Delta f &= \nabla (\alpha \mathbf{g}_{st} + \beta \mathbf{g}_{wk}) \text{ over } \Omega \\ f|_{\partial\Omega} &= f_s|_{\partial\Omega} \end{aligned} \quad (6)$$

Poisson 方程式の求解には標準的な PC で数秒から十数秒を要するため、 α β を試行錯誤的に調整しそのたびに Poisson 方程式を解くのは処理負荷が大きい。できれば重み変更したときの画像が即座に得られ、インタラクティブに重み調整が行えるのが望ましい。そこで、強勾配と弱勾配に対し基本画像と呼ぶ画像を生成しておき、Poisson 方程式を逐一解くことなく、基本画像を画像空間でブレンドすることによりインタラクティブな調整が行える方法を考案した。画像を、次式に示すようにラプラス方程式の解 f_0 、強勾配画像 f_{st} 、弱勾配画像 f_{wk} に分解する。但し、 f_{st} と f_{wk} は境界値を 0 とし求めたもので、3.1 節の f_{st} と f_{wk} とは異なるものである。

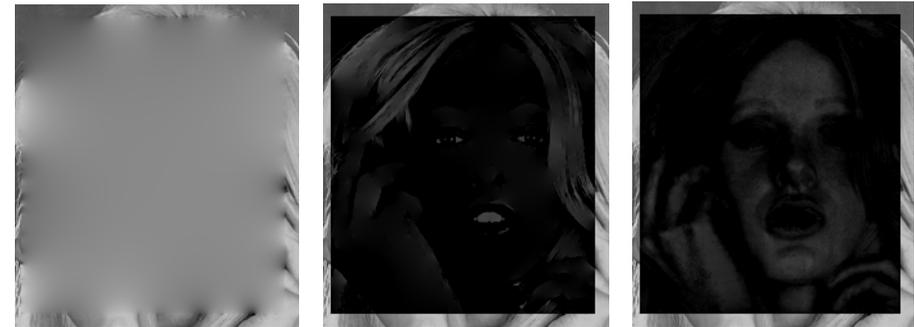
$$\begin{aligned} \Delta f_0 &= 0 \text{ over } \Omega, \quad f_0|_{\partial\Omega} = f_s|_{\partial\Omega} \\ \Delta f_{st} &= \nabla \mathbf{g}_{st} \text{ over } \Omega, \quad f_{st}|_{\partial\Omega} = 0 \\ \Delta f_{wk} &= \nabla \mathbf{g}_{wk} \text{ over } \Omega, \quad f_{wk}|_{\partial\Omega} = 0 \end{aligned} \quad (7)$$

これを用いれば、重みを変更したときの画像が次式の画像空間でのブレンド処理により簡単に得られる。

$$f = f_0 + \alpha f_{st} + \beta f_{wk} \quad (8)$$

図 4(a)の画像を基本画像に分解した結果を図 6 に示す。図 6 (a)がラプラス方程式の解であり、矩形上の境界条件を満たしながら矩形内部をなめらかに補間している。図 6(b), (c)はそれぞれ強勾配、弱勾配に対応する基本画像で、一般に負値をとることもあるため、負の値は 0 として表示している。

重みを変更し図 6 の基本画像をブレンドした結果を図 7 に示す。図 7(a)は強勾配の重みを 2 とし、弱勾配の重みを 0 としている。図 7(b)は強勾配 : 2, 弱勾配 : 1, 図 7(c) 強勾配 : 1, 弱勾配 : 2 としている。重みを変えることにより様々なフィルタリング効果が得られる。



(a) f_0 (b) f_{st} (c) f_{wk}

図 6 基本画像への分解



(a) $f_0 + 2f_{st}$ (b) $f_0 + 2f_{st} + f_{wk}$ (c) $f_0 + f_{st} + 2f_{wk}$

図 7 基本画像のブレンド結果

勾配の分割は、次章でのべるように強勾配と弱勾配への分割以外にもいろいろ考えられる。また勾配の分割数もさらに多くなる場合がある。一般に勾配を以下のように分割したとする。

$$\mathbf{g} = \sum_{i=1}^n \mathbf{g}_i \quad (9)$$

対応する基本画像は、次式を解くことにより得られる。

$$\begin{aligned} \Delta f_0 &= 0 \text{ over } \Omega, \quad f_0|_{\partial\Omega} = f_s|_{\partial\Omega} \\ \Delta f_i &= \nabla \mathbf{g}_i \text{ over } \Omega, \quad f_i|_{\partial\Omega} = 0 \quad (i=1 \cdots n) \end{aligned} \quad (10)$$

合成勾配

$$\mathbf{g}^* = \sum_{i=1}^n \alpha_i \mathbf{g}_i \quad (11)$$

に対する Poisson 方程式の解は、次式により得られる。

$$f = f_0 + \sum_{i=1}^n \alpha_i f_i \quad (12)$$

すなわち、基本画像への分解とそのブレンドによる再構成は、次章以降の一般の勾配分割にも適用可能である。また、この再構成法を用いることによりはじめて、4.4 節で述べる重み係数の自動調整が可能となることをここで指摘しておく。

4. 勾配空間フィルタの具体例

本章では、様々な勾配分割の仕方を検討し勾配空間フィルタの具体化を行う。

4.1 グラデーション強調とエッジ保存平滑化

強勾配と弱勾配に分割した後、弱勾配の重みを大きくして画像を再構成すればグラデーションの強調が行える。しかし弱勾配には、グラデーション、弱いエッジのほかにノイズが含まれるためノイズも強調され画像が荒れる。そこで弱勾配画像に対して平滑化処理を行った後、弱勾配の重みを大きくして画像を再構成する。これにより、強いエッジを保存したまま、グラデーションの強調とノイズの抑制が行える。

強勾配の重みを 1、弱勾配の重みを 3 としてグラデーションを強調したときの実験結果を図 8 に示す。平滑化には 3×3 の平均化処理を用いた。図 8(b)では画像が若干荒れているが、図 8(c)ではエッジを保存しつつ平滑化が行われていることがわかる。



(a)原画像 (b)グラデーション強調 (c)エッジ保存平滑化

図 8 グラデーションの強調とエッジ保存平滑化

4.2 グラデーションの方向別強調

勾配はベクトルであるから強度のほかに方向を持つ。本節では、勾配を強度のほか方向も用いて分割し、グラデーションの方向別強調を行う方法について述べる。強調する方向 \mathbf{e} を人手で指定し、勾配分割を次式で行う。図 9 (a)に示すように、弱勾配 \mathbf{g}_{wk} を指定方向 \mathbf{e} の成分 \mathbf{g}_{dir1} とそれに直交する成分 \mathbf{g}_{dir2} に分解している。なおここで、 \mathbf{e} は単位ベクトル、 (\cdot, \cdot) は内積である。

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathbf{g}_{st} \text{ (強勾配)} \\ \mathbf{g}_{wk} \text{ (弱勾配)} \end{array} \right\} \left\{ \begin{array}{l} \mathbf{g}_{dir1} = (\mathbf{g}_{wk}, \mathbf{e}) \mathbf{e} \\ \mathbf{g}_{dir2} = \mathbf{g}_{wk} - \mathbf{g}_{dir1} \end{array} \right. \quad (13)$$

指定方向を x 軸方向としたときの実験結果を図 9 に示す。図 9(b)が x 軸方向、図 9(c)が y 軸方向の強調の結果であり、それぞれ強調方向の弱勾配の重みを 3、それと直交する方向の弱勾配の重みを 0 としている。図 9(b)では横方向のグラデーションが、また図 9(c)では縦方向のグラデーションが強調されていることが分かる。



(a) 勾配の方向による分割 (b) x 軸方向の強調 (c) y 軸方向の強調

図 9 グラデーションの方向別強調

4.3 線の抽出と消去

画像中の線を抽出・消去することを考える。図 10 に示すように、画像の微分では線の近傍で絶対値のほぼ等しい正負の値が対になって現れるのに対し、エッジの近傍では単独のピークが現れる。この性質に着目し式(14)に示すような線らしさを評価する関数を導入する。この関数は、線の部分で大きな値を、エッジやグラデーションの部分で小さな値をとると期待される。

$$E_x(x, y) = \sum_{i \in r} |g_x(x+i, y)| - \left| \sum_{i \in r} g_x(x+i, y) \right| \quad (14)$$

$$E_y(x, y) = \sum_{j \in r} |g_y(x, y+j)| - \left| \sum_{j \in r} g_y(x, y+j) \right|$$

ここで r は、想定した線幅を w としたとき、評価対象画素の近傍 $2w+1$ の範囲である。
この評価式を用いて、次式により勾配分割を行う。

$$\begin{cases} \mathbf{g}_{line} = \begin{cases} \mathbf{g} & \text{if } (E_x + E_y) > th \\ 0 & \text{else} \end{cases} \\ \mathbf{g}_{notl} = \mathbf{g} - \mathbf{g}_{line} \end{cases} \quad (15)$$

ここで、 \mathbf{g}_{line} は線を構成する画素の勾配、 \mathbf{g}_{notl} はそれ以外の画素の勾配である。

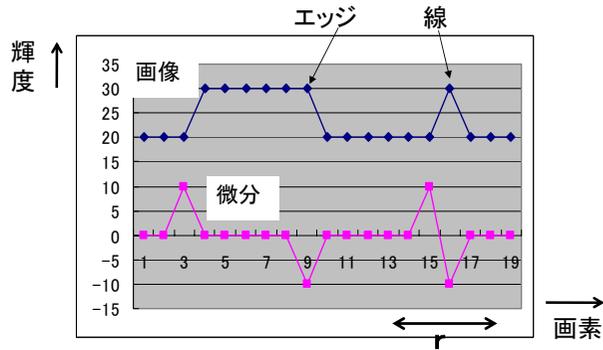
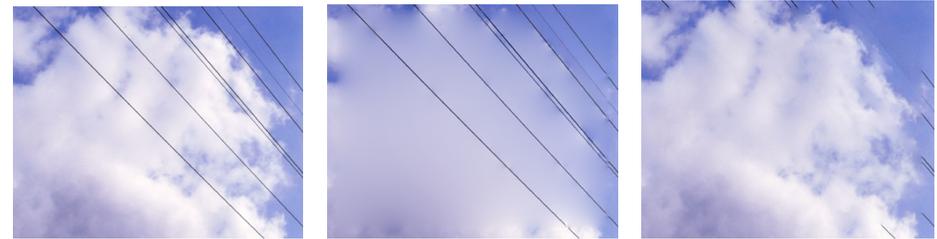


図 10 線とエッジの微分

図 11 図 12 に線の抽出・消去の実験結果を示す。ともに式(14)の r には 7、 th には 100 を用いた。両結果ともほぼ期待した通りの結果となっている。特に 図 11(c)で、雲のグラデーションの部分に影響を与えることなく電線の消去が行えている点に注目されたい。図 12(c)では、スカーフの縞模様の部分が線として認識され、消去されている。



(a)原画像 (b)線の抽出 (c)線の消去

図 11 線の抽出・消去実験結果 (1)



(a)原画像 (b)線の抽出 (c)線の消去

図 12 線の抽出・消去実験結果 (2)

4.4 複数トーンカーブの同時適用

勾配分割により、明度やコントラストの調整を行う方法を考える。まず簡単な例として、露出不足でよく見えない暗部の明度・コントラストを全体のトーンを変えずに調整する問題を考える。この場合、暗部のダイナミックレンジは狭く、暗部は強いエッジを含んでいないと仮定してよい。従って、勾配を強勾配と弱勾配に分割したとき、暗部は弱勾配領域に含まれると考えられる。以上の考察から、弱勾配をさらに明度により分割することとし、以下のように勾配分割を行う。

$$\begin{cases} \mathbf{g}_{st} \text{ (強勾配)} \\ \mathbf{g}_{wk} \text{ (弱勾配)} \end{cases} \begin{cases} \mathbf{g}_{bright} = \begin{cases} \mathbf{g}_{wk} & \text{if } f > th \\ 0 & \text{else} \end{cases} \\ \mathbf{g}_{dark} = \mathbf{g}_{wk} - \mathbf{g}_{bright} \end{cases} \quad (16)$$

ここで f は明度, $\mathbf{g}_{\text{bright}}$ \mathbf{g}_{dark} は, それぞれ弱勾配を高明度部分, 低明度部分に対応するよう分割したものである.

図 13 に実験結果を示す. 式(16)の th を 30 とし, ブレンドの際の強勾配の重みを 0.8, 弱勾配・高明度部分の重みを 1, 弱勾配・低明度部分の重みを 3 としている. 図 13(b) は Photoshop のトーンカーブにより暗部の明度を上げかつコントラストを強調したものであるが, 明るい部分のダイナミックレンジが狭まりコントラストが下がっている. これに対し, 図 13(c)では, 明るい部分のコントラストを下げることで暗部の明度が上がり, コントラストが強調されていることがわかる. しかし, ベースの明るさを規定する f_0 (ラプラス方程式の解, 式(10)参照) をそのまま用いているため, 期待したほどの顕著な効果は得られていない.



(a)原画像 (b)トーンカーブ適用 (c)暗部・弱勾配強調

図 13 暗部の明度・コントラスト調整

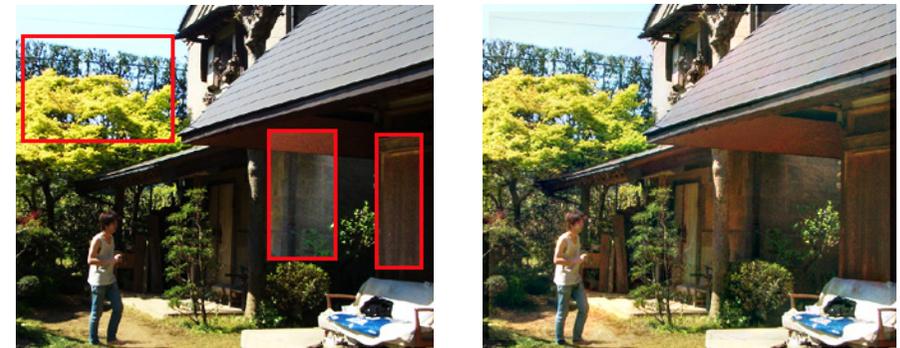
以上の問題を踏まえ, さらに重み係数の自動調整を行うため, 「複数トーンカーブの同時適用」の方法を提案する. まず, 画像の指定した複数の領域に異なるトーンカーブを適用する. たとえば先の例でいえば, 暗部は明度を上げコントラストを強調するように, 高明度部分はそのまま明度・コントラストを保持するようにトーンカーブをかける. この画像を教師画像として, 指定領域内の輝度値と再構成画像の輝度値の二乗誤差が最小となるように, 基本画像をブレンドする際の重み係数 α_j を決定する. 指定領域を A_i , 教師画像を f_i , 基本画像を f_j とすれば, これは以下のように定式化される. この場合基本画像は, f_0 : ラプラス方程式の解, f_1 : 強勾配画像, f_2 : 弱勾配・高明度部分画像, f_3 : 弱勾配・低明度部分画像である.

$$\min_{\alpha_j, \beta} \sum_i \sum_{(x,y) \in A_i} (f_i - \sum_{j=0}^3 \alpha_j f_j - \beta)^2 \quad (17)$$

ここで, ベースとなる明るさを規定している f_0 にかかる重みも同時に調整していること, 定数項 β を導入していることに注意されたい.

実験結果を図 14 に示す. 図 14(a)教師画像上に矩形で示したように, トーンカーブ

適用領域は三か所である. 暗部の明度とコントラストを上げ, 明るい部分の明度とコントラスト保持するようにトーンカーブをかけた. また勾配分割において, 強勾配と弱勾配を分ける閾値を 20, 高明度部と低明度部を分ける閾値を 30 としている. 最小二乗法による係数計算の結果, 係数は RGB3 チャンネルの平均で, $\alpha_0=0.81$, $\alpha_1=0.89$, $\alpha_2=1.73$, $\alpha_3=3.12$, $\beta=40$ となった. 暗部の明度を上げるため定数項を 40 とし, f_0 , f_1 の重みを下げつつ, 暗部・弱勾配の重みを 3.12 に上げている. すなわち, 勾配のダイナミックレンジを暗部・弱勾配に多く配分し, 暗部のコントラスト強調を行っていることが分かる. 図 13(c)と図 14(b)を比較すると, 係数の自動最適化を行った図 14(b)の方が暗部の明度・コントラスト強調がより顕著に行われていることが分かる.



(a)教師画像

(b)最適化結果

図 14 係数の自動最適化

5. 勾配分割に関する考察

最後に勾配分割について若干の考察を行う. これまで述べて来た勾配分割は, 4.2 節の方向による分割の場合を除き, 画像の領域の分割に対応している. 例えば, 強勾配と弱勾配への分割では, 画像を強勾配領域と弱勾配領域に排他的に分割している. これを一般的に記せば, 分割勾配 \mathbf{g}_i と領域 R_i の関係は次式で表せる.

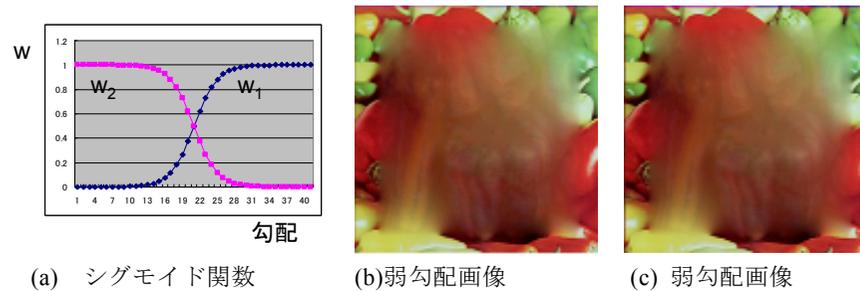
$$\mathbf{g} = \sum_{i=1}^n \mathbf{g}_i$$

$$\mathbf{g}_i(x, y) = w_i(x, y)\mathbf{g}(x, y) \quad (18)$$

$$w_i(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } (x, y) \in R_i \\ 0 & \text{else} \end{cases}$$

このように排他的に領域を分割せずに、シグモイド関数(図 15(a)参照)を用いて重み w が連続的に変化するように勾配分割を行う方法も考えられる。このとき各画素は、特定の勾配領域にのみ所属するのではなく所属度合いが連続的に変化する。

この方法で勾配分割を行い、所属度合いを連続的に変化したことがどのような効果をもたらすか実験した。図 15(b)に排他的分割を行ったときの弱勾配画像、図 15(c)にシグモイド関数により分割したときの弱勾配画像を示す。この実験結果では、両者の間にほとんど差は見られなかった。



(a) シグモイド関数
(b) 弱勾配画像 : 排他的分割
(c) 弱勾配画像 : シグモイド関数による分割
図 15 勾配分割法の比較

4.2 節で述べた方向による勾配分割では、各画素における勾配を、指定方向とその直交方向に分割している。この場合は勾配の分割は領域の分割には対応しておらず、勾配ベクトルの 2 方向への分解となっている。すなわち、勾配の分割の仕方には領域対応の分割と、個々の勾配ベクトル自体の分割がある。

本章では勾配分割のいくつかの具体例を述べたが、色彩やテクスチャなど他の特徴量を分割の指標として用いることにより、様々なフィルタが構成できると期待される。

6. おわりに

Poisson Image Editing の枠組みを利用し、勾配空間の分割・再合成により画像のフィルタリングを行う手法を提案した。勾配分割の仕方を工夫することによって、画像の平坦化(イラスト風変換)、グラデーション抽出、エッジ保存平滑化、グラデーションの方向別強調、線の抽出・消去などが行えることを示した。

また上記の処理において、勾配を指定した重みで再合成して様々な強調処理を行う際、基本画像と呼ぶ画像を生成しておくことにより、Poisson 方程式を逐一解くことなく基本画像を画像空間でブレンドすることで、合成勾配に対応する画像の再構成が行えることを示した。これにより、待ち時間なくインタラクティブに重みの調整を行い、

様々なフィルタリング効果を試すことが可能となった。

さらに、勾配分割と基本画像への分解によって「複数トーンカーブの同時適用」が可能となった。これは、指定領域別に異なるトーンカーブを適用した画像を教師画像として上記基本画像の最適なブレンド係数を求めるもので、この方法を用いると、例えば明るい部分の明度・コントラストを変えずに暗い部分の明度・コントラストを上げるなどのトーン変換が可能となる。

勾配分割の分割と再合成による画像のフィルタリングの方法を種々示したが、勾配分割の指標に色彩やテクスチャなど他の特徴量を用いることにより、さらに本手法の応用範囲を広げることができると期待される。

参考文献

- 1) Perez, P., Gangnet, M. and Blake, A.: Poisson Image Editing, Proc. SIGGRAPH'03, pp.313-318, 2003
- 2) Jia, J., Sun, J., Tang, C.-K. and Shum, H.-Y.: Drag-and-Drop Pasting, Proc. SIGGRAPH'06, pp.631-636, 2006
- 3) 辻裕之, 依田拓郎, 徳増眞司: ポアソン画像合成におけるオブジェクト境界線の最適化に関する検討, 電子情報通信学会論文誌 D, Vol.J90-D, No.7, pp1686-1689, 2007
- 4) 伊藤和弥, 渡辺賢悟, 宮岡伸一郎: キャラクタデザインのための画像合成手法の研究, 情報処理学会第 71 回全国大会, 6R-2, pp2-249-2-250, 2009
- 5) Fatah, R., Lischinski, D. and Werman, M.: Gradient Domain High Dynamic Range Compression, ACM Transaction on Graphics, 21, 3, pp.249-256, 2002
- 6) Agrawal, A. and Raskar, R.: Gradient Domain Manipulation Techniques in Vision and Graphics, ICCV2007 Course, 2007
- 7) Orzan, A. et al.: Diffusion Curves: A Vector Representation for Smooth-Shaded Images, Proc. SIGGRAPH'08, pp.92:1-92:8, 2008
- 8) McCann, J. and Pollard N.S.: Real-Time Gradient-Domain Painting, Proc. SIGGRAPH'08, pp.93:1-93:7, 2008
- 9) Press, W.H. et al.: ニューメリカルレシピ・イン・シー, 技術評論社 (1993)