

画像の勾配空間フィルタリング

宮 岡 伸 一 郎^{†1}

勾配空間での画像編集は、様々な応用可能性を持った方法である。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。たとえば勾配をその強度により強勾配と弱勾配に分割し、それに対応する Poisson 方程式を解くことによって、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。このとき、所望のフィルタリング効果を得るために、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、グラデーションの方向別強調、線の抽出・消去、コントラスト保存明度改善などが行えることを示す。特にコントラスト保存明度改善は、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、原画像の色合いや画像全体のコントラスト保持しながら暗い部分の明度・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^{†1}

Gradient-Domain Image Editing is a useful technique to do various-type image editing, for example, Poisson Image Editing which can do seamless image composition. This paper presents Gradient-Domain Image Filtering based on Gradient-Domain 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 equations. 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 Pois-

son equations. Furthermore, by devising how to divide gradient space, we show that various-type filters are constructed, for example, gradation enhancement by the direction, line extraction/deletion, and contrast-preserving brightness enhancement. The last one is carried out by blending the fundamental images optimally based on a training image.

1. はじめに

勾配空間での処理により、画像の合成や編集を行うアプローチが注目を集めている。2003年に SIGGRAPH で発表された Poisson Image Editing¹⁾ はその代表的なもので、その後さかんに関連・応用研究が行われている。この Poisson Image Editing の最も特徴的な機能である画像合成は、以下のような手順で行われる。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スアンから 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、違和感のな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デザインに応用する研究も報告されている^{4),5),12)}。

勾配空間における画像編集の先駆的研究として、HDR (High Dynamic Range) 画像のダイナミックレンジの圧縮がある⁶⁾。これは、勾配空間で大きな勾配を弱めるような非線形変換を施した後、Poisson 方程式を解き画像を再構成する。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。勾配空間における画像編集の技術全般については、2007 年の ICCV のコース⁷⁾ 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、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^{8),9)}。その 1 つは Diffusion Curves⁸⁾ と呼ばれるもので、描画した自由曲線の周辺にインタラクティブに自然な陰影を付けることができる。こういったインタラクティブな応用において、リアルタイムで Poisson 方程式を解くのは処理負荷が大きい。この問題を解決するため、Mean-Value Cloning と呼ぶ高速な代替手法が提案され、リアルタイ

†1 東京工科大学メディア学部

School of Media Science, Tokyo University of Technology

ム動画合成への応用が示されている¹⁰⁾。

以上のように、勾配空間での処理に基づく画像編集は、様々な応用可能性を持ったアプローチである。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。たと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。このとき、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勾配分割の仕方を工夫することにより、グラデーションの方向別強調、線の抽出・消去、コントラスト保存明度改善などを行う具体的な勾配空間フィルタを提案する。実験結果に基づき計算時間の評価、他手法との比較を行い本手法の有用性について議論するとともに、勾配分割について一般的に考察する。

2. 勾配空間における画像編集

勾配空間での処理に基づく画像編集の考え方について一般的に説明する。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。 \mathbf{g}^* から以下の Poisson 方程式を構成し、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 f が再構成できる。

$$\Delta f = \nabla \mathbf{g}^* \text{ over } \Omega \quad (1)$$

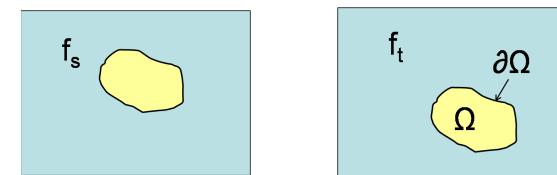
ここに、

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

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

である。 Ω は求解領域であり、境界条件としては Neumann 条件を設定する場合⁶⁾ と Dirichlet 条件を設定する場合¹⁾ が考えられる。

特に最近注目を集めている Poisson Image Editing による画像合成¹⁾ では、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（図 1 参照）。



(a) source image

(b) target image

図 1 Poisson Image Editing による画像合成の概念図

Fig. 1 Image composition by Poisson Image Editing.

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 Dirichlet 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 ではそのラプラスアンがソース画像のそれと一致するように構成される。

$$\begin{aligned} \Delta f &= \Delta f_s \text{ over } \Omega \\ f|_{\partial\Omega} &= f_t|_{\partial\Omega} \end{aligned} \quad (2)$$

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¹¹⁾。以下に SOR 法の反復式を示す。

$$\begin{aligned} f^{n+1}(x, y) &= (1 - \omega)f^n(x, y) + \omega(f^{n+1}(x, y - 1) + f^{n+1}(x - 1, y) \\ &\quad + f^n(x + 1, y) + f^n(x, y + 1) - \Delta f_s(x, y))/4 \end{aligned} \quad (3)$$

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 2 に強エッジとグラデーションの分離の概念図を示す。

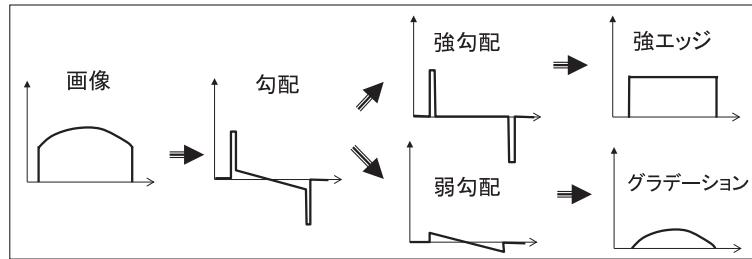


図 2 強エッジとグラデーションの分離の概念図

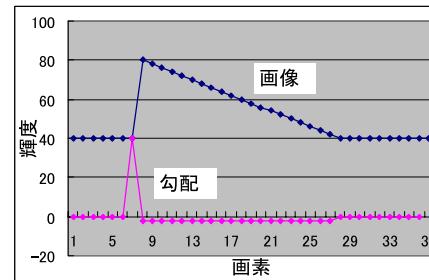
Fig. 2 Separation to strong edge and gradation.

勾配を g , 強勾配を g_{st} , 弱勾配を 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 , RGB チャネルごとに独立に勾配の分割を行う .

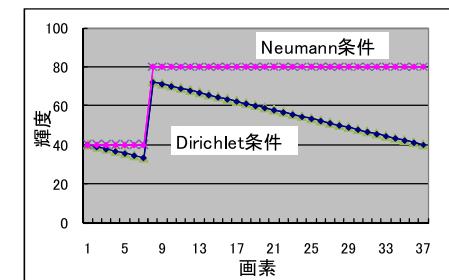
$$\begin{cases} g_{st} = \begin{cases} g & \text{if } |g| \geq th \\ 0 & \text{else} \end{cases} \\ g_{wk} = \begin{cases} g & \text{if } |g| < th \\ 0 & \text{else} \end{cases} \end{cases} \quad (4)$$

次に境界条件の設定について検討する . 本手法の場合 , 画像全体に対するフィルタリングを想定しているので , 境界 $\partial\Omega$ は画像の最外周とする . 以下では簡単のため 1 次元信号で考える . 画像の両端が同一輝度の場合 (図 3(a)) 勾配の画素軸に関する積分値は 0 になる . しかし勾配分割後はこの性質は保持されない . 図 3(a) の例では強勾配は正の側にのみ現れている . 勾配 20 以上を強勾配とし , 強勾配に対し右端を Neumann 条件 (勾配 0) で Poisson 方程式を解くと , 図 3(b) に示すように右端で輝度値が増大し , 原画像との乖離が大きくなる . これを回避するためには , 境界値を , 強勾配と弱勾配に対し和が 0 になるように適切に分解しなければならず処理が複雑になる .

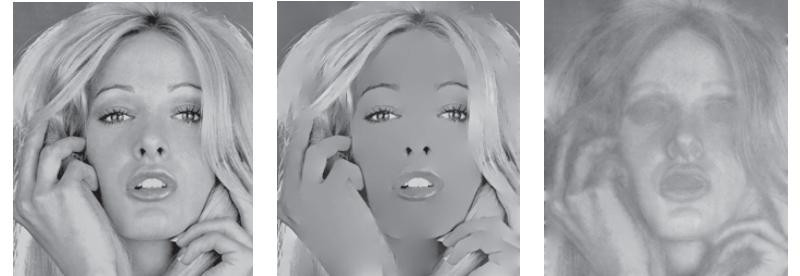
これに対し Dirichlet 条件ではそのままの設定で (左端 , 右端とも輝度値 40) 左端と右端で輝度値が等しくなり , 原画像からの乖離が少ない画像が再構成できる . 以上の理由でここでは Dirichlet 条件を用いることにする . なお , 原画像では勾配 0 の部分が Dirichlet 条件で解いた結果非 0 となるのは以下の理由による . Poisson 方程式による画像の再構成では , 式 (1) から分かるように 2 次微分が合致するように画像が再構成されるのであり , 勾配 g^* そのものが再現されるわけではないためである¹⁾ .



(a) image and gradient



(b) Neumann and Dirichlet conditions

図 3 境界条件の設定
Fig. 3 Boundary conditions.(a) original image (b) strong-gradient image (c) weak-gradient image
図 4 強勾配画像と弱勾配画像
Fig. 4 Strong-gradient image and weak-gradient image.

Poisson 方程式を解くことにより , 強勾配 g_{st} から強勾配画像 f_{st} を , また弱勾配 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 . 画像の輝度値は 256 階調 , 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 . 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 (5) で , $\alpha = \beta = 1$ のとき原画像が復元される .

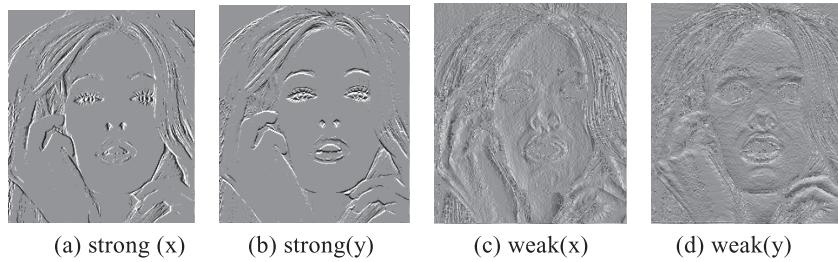


図 5 分割勾配
Fig. 5 Divided gradients.

$$\begin{aligned} \Delta f &= \nabla(\alpha g_{st} + \beta g_{wk}) \text{ over } \Omega \\ f|_{\partial\Omega} &= f_s|_{\partial\Omega} \end{aligned} \quad (5)$$

Poisson 方程式の求解には標準的な PC で数十秒を要するため、 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。ただし、 f_{st} と f_{wk} は境界値を 0 として求めたもので、3.1 節の f_{st} と f_{wk} とは異なるものである。

$$\begin{aligned} \Delta f_0 &= 0 \text{ over } \Omega, \quad f_0|_{\partial\Omega} = f_s|_{\partial\Omega} \\ \Delta f_{st} &= \nabla g_{st} \text{ over } \Omega, \quad f_{st}|_{\partial\Omega} = 0 \\ \Delta f_{wk} &= \nabla g_{wk} \text{ over } \Omega, \quad f_{wk}|_{\partial\Omega} = 0 \end{aligned} \quad (6)$$

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。

$$f = f_0 + \alpha f_{st} + \beta f_{wk} \quad (7)$$

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

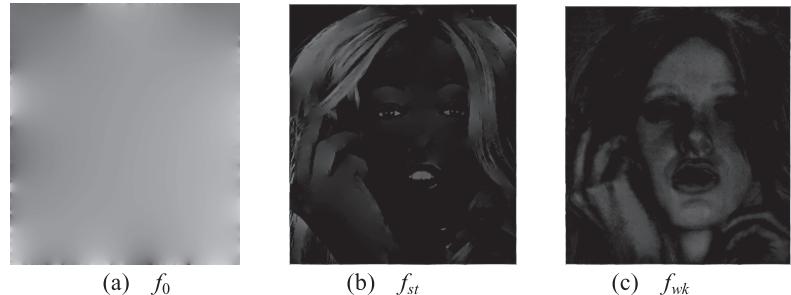


図 6 基本画像への分解
Fig. 6 Fundamental images.

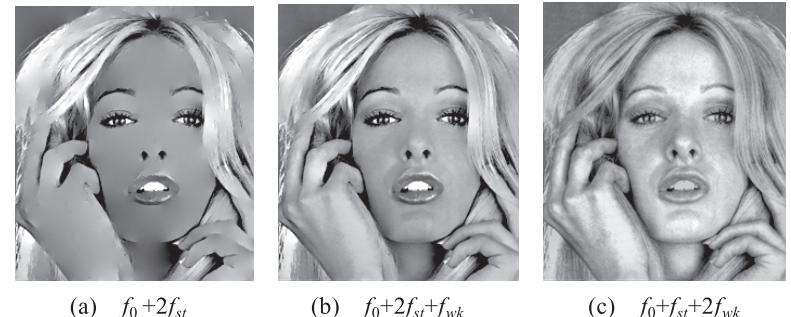


図 7 基本画像のブレンド結果
Fig. 7 Blending results of fundamental images.

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) は強勾配 : 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。

勾配の分割は、次章で述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。

$$\mathbf{g} = \sum_{i=1}^n \mathbf{g}_i \quad (8)$$

対応する基本画像は、次式を解くことにより得られる。

$$\begin{aligned} \Delta f_0 &= 0 \text{ over } \Omega, \quad f_0|_{\partial\Omega} = f_s|_{\partial\Omega} \\ \Delta f_i &= \nabla \mathbf{g}_i \text{ over } \Omega, \quad f_i|_{\partial\Omega} = 0 \quad (i = 1 \dots n) \end{aligned} \quad (9)$$

合成勾配

$$\mathbf{g}^* = \sum_{i=1}^n \alpha_i \mathbf{g}_i \quad (10)$$

に対する Poisson 方程式の解は、次式により得られる。

$$f = f_0 + \sum_{i=1}^n \alpha_i f_i \quad (11)$$

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、次章以降の一般的な勾配分割にも適用可能である。また教師画像が設定された場合、再構成結果が教師画像に近づくように基本画像のブレンド比率を自動決定することも可能となる。これについては、次章で具体的に述べる。

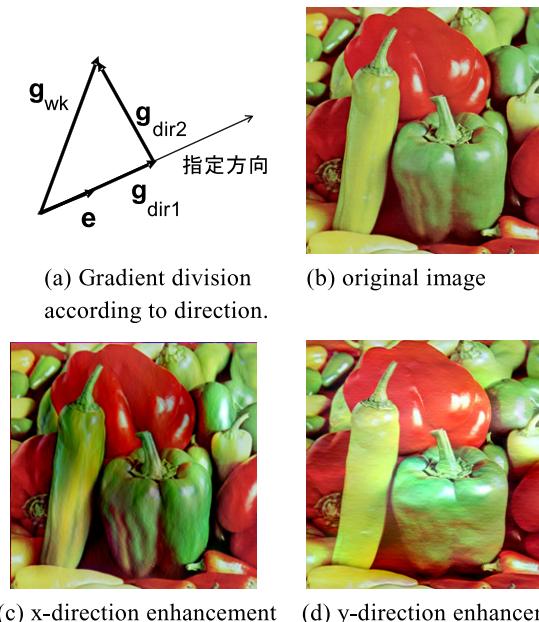
4. 勾配空間フィルタの具体例

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、弱勾配を次式(12)により分割する。図8(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。

$$\mathbf{g}_{wk}(\text{弱勾配}) \begin{cases} \mathbf{g}_{dir1} = (\mathbf{g}_{wk}, \mathbf{e})\mathbf{e} \\ \mathbf{g}_{dir2} = \mathbf{g}_{wk} - \mathbf{g}_{dir1} \end{cases} \quad (12)$$



(a) Gradient division according to direction.

(b) original image



(c) x-direction enhancement



(d) y-direction enhancement

Fig. 8 Gradiation enhancement according to direction.

指定方向を x 軸（横）方向としたときの実験結果を図8に示す。図8(c)が x 軸方向、図8(d)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8(c)では横方向のグラデーションが、また図8(d)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。

4.2 線の抽出と消去

画像中の線を抽出・消去を考える。図9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(13)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。

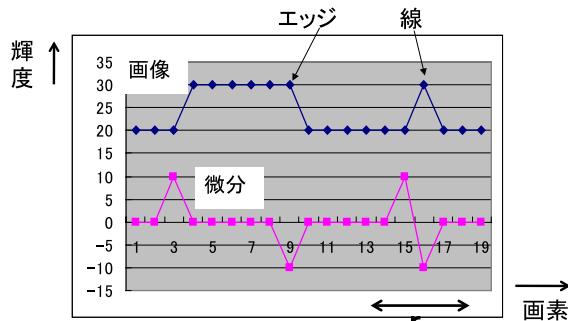


図 9 線とエッジの微分

Fig. 9 Differentials of edge and line.

$$E_x(x, y) = \sum_{i \in r} |g_x(x + i, y)| - \left| \sum_{i \in r} g_x(x + i, y) \right| \quad (13)$$

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

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。

$$\begin{cases} g_{line} = \begin{cases} g & \text{if } (E_x + E_y) \geq th \\ 0 & \text{else} \end{cases} \\ g_{notl} = g - g_{line} \end{cases} \quad (14)$$

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

図 10、図 11 に線の抽出・消去の実験結果を示す。ともに式 (13) の r には 7、 th には 80 を用いた。両結果ともほぼ期待したとおりの結果となっている。特に図 10(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 10(b) は、ラプラス方程式の解が加算されているため空の青と雲の白のコントラストが残り厳密には線の抽出にはなっていない。ラプラス方程式の解を一定輝度の画像で置き換えてブレンドすれば線のみの抽出ができる。図 11(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。本処理は、線の方向に依存しない処理となっており、図 11 の



(a) original image

(b) extraction of lines

(c) deletion of lines

図 10 線の抽出・消去実験結果(1)

Fig. 10 Extraction and deletion of lines (1).



(a) original image

(b) extraction of lines

(c) deletion of lines

図 11 線の抽出・消去実験結果(2)

Fig. 11 Extraction and deletion of lines (2).

結果からもそのことが分かる。

なお本手法で、線の抽出・消去がうまく行えない場合があることを指摘しておく。それは孤立点型のテクスチャの場合で、このとき式 (13) は線の場合と同様に大きな値をとる。この問題を解決するためには、式 (14) で線の候補を抽出した後、候補画素の空間分布を見て孤立点型のテクスチャを除去する必要がある。

4.3 コントラスト保存明度改善

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・色合いを変えることなく改善する問題を考える。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。したがって、勾配を強勾配と弱勾配に分割したとき、暗部

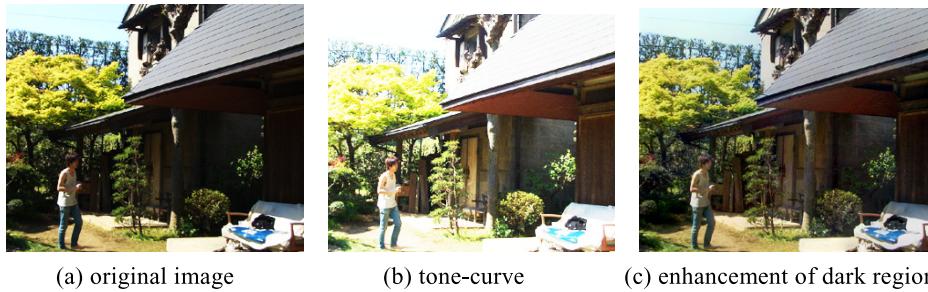


図 12 暗部の明度・コントラスト調整
Fig. 12 Brightness and contrast adjustment.

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。

$$\mathbf{g}_{wk}(\text{弱勾配}) \begin{cases} \mathbf{g}_{bright} = \begin{cases} \mathbf{g}_{wk} & \text{if } f \geq th \\ 0 & \text{else} \end{cases} \\ \mathbf{g}_{dark} = \mathbf{g}_{wk} - \mathbf{g}_{bright} \end{cases} \quad (15)$$

ここで f は明度、 \mathbf{g}_{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 12 に実験結果を示す。式 (15) 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 12(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 12(c) では、明るい部分のコントラストを下げることなくある程度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分かる。しかし、ラプラス方程式の解 f_0 をそのまま用いているため、 f_0 が 0 に近い値の場合、弱勾配・低明度部分を増幅しても負の側の増幅は結果画像に反映されず、期待したほどの顕著な効果は得られていない。

以上の問題をふまえ、さらに重み係数を自動調整するための方法を提案する。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

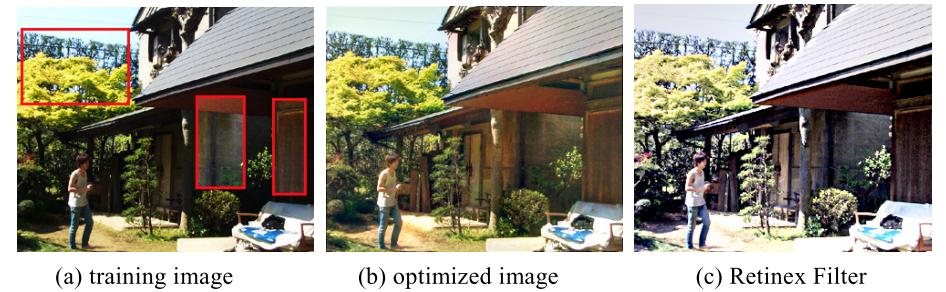


図 13 係数の自動最適化
Fig. 13 Optimization of coefficients.

α_j を決定する。指定領域を A_i 、教師画像を f_t 、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。

$$\min_{\alpha_j, \beta} \sum_i \sum_{(x,y) \in A_i} \left(f_t - \sum_{j=0}^3 \alpha_j f_j - \beta \right)^2 \quad (16)$$

ここで、ラプラス方程式の解 f_0 にかけ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 13 に示す。図 13(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 3 力所である。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に定数項を 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 12(c) と図 13(b) を比較すると、係数の自動最適化を行った図 13(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。

比較のため、GIMP の Retinex Filter¹⁴⁾ の結果を図 13(c) に示す。暗部の明度を改善し、かつ高明度部のコントラストを保持するようにパラメータを設定した（レベル：均一、スケール：240、スケール分割：3、動的：1.2）。これについては 5.2 節で言及する。

5. 評価と考察

5.1 計算時間

本手法の計算時間を表1に示す。なお、使用PCはDELL XPS600(PentiumDプロセッサ820, 2.80GHz), プログラミング言語にはJAVAを使用した。実験画像には、図4(a), 図10(a)のほか512×512画素のテスト画像を用いた。表1から分かるようにPoisson方程式の求解には数十秒を要している。なお各画像とも, f_0 , f_{st} , f_{wk} の3画像のそれぞれに対し、色成分3の計9回のPoisson方程式求解を行っている。一方基本画像生成後の画像のブレンドは0.1秒以下で行えており、基本画像への分解と再合成が、インタラクティブな重み調整に効果があることが分かる。

5.2 他手法との比較

画像の平坦化とグラデーション抽出については、周波数領域での処理が考えられるが、強勾配は周波数領域で広い範囲にエネルギーが散っており、低周波成分を除去しても本手法のようなイラスト風の平坦化画像を得るのは難しい。グラデーション抽出についてもローパスフィルタではボケが発生しディテールが失われる。また、文献1)のTexture flatteningは本手法の強勾配画像とほぼ同じものであるが、勾配分割および基本画像への分解と再合成の考え方は導入されておらず、本論文で示したグラデーション抽出・方向別強調や他の勾配空間フィルタへの拡張は示されていない。

また線の抽出と消去については、文献13)が、輝度の極大値と極小値それぞれに対し包絡線で内挿し、これらからエッジ保存平滑化画像を作成し図11(c)と類似の結果を得ている。しかしこの方法は、輝度値が小刻みに変化するテクスチャの抽出・消去を可能とするが、図10のような線の抽出・消去には適していない。

コントラスト保存明度改善についてはRetinex Filterが知られており、画像処理ソフト

表1 計算時間
Table 1 Computational time.

画像	画像サイズ(画素)	勾配分割(秒)	Poisson方程式(秒)	ブレンド(秒)
Woman(図4(a))	222×254	0.14	11.55	0.03
空と電線(図10(a))	400×318	0.50	24.90	0.05
テスト画像	512×512	0.75	49.86	0.09

GIMPにはMSR(Multi-Scale Retinex)アルゴリズム¹⁵⁾が実装されている。図13(c)の実験結果から分かるように暗部の明度は改善されているが、本手法の結果(図13(b))の方が高明度部のコントラストを保持している点(画像下部芝生の部分など)、および原画像の色合を忠実に保持している点で優っていると判断した。

計算時間に関しては、本手法はPoisson方程式の求解に時間を要するため、他手法よりも劣ると考える。Poisson方程式の求解自体の高速化には、マルチコア処理¹²⁾、GPUの使用のほか、代替手法であるMVC(Mean-Value Coordinates)¹⁰⁾の使用が考えられる。MVCでは、ラプラス方程式の近似解がリアルタイムで求まるため、表1に対し3倍程度の高速化が期待できる。

5.3 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。これまで述べてきた勾配分割は、4.1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。たとえば、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。

このように排他的に領域を分割せずに、シグモイド関数(図14(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変化させたことどのような効果をもたらすか実験した。図14(b)に排他的分割を行ったときの弱勾配画像、図14(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。

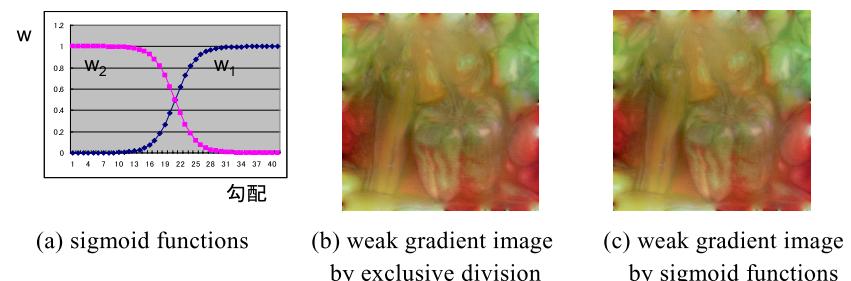


図14 勾配分割法の比較
Fig. 14 Comparison of gradient division methods.

6. おわりに

勾配空間での画像編集の枠組みを利用し、勾配の分割・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、グラデーションの方向別強調、線の抽出・消去、コントラスト保存明度改善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。また、上記コントラスト保存明度改善は、この基本画像を最適ブレンドすることにより可能となるもので、基本画像への分解の意味は単に処理時間の短縮だけでないことを指摘しておく。

勾配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, *ACM Trans. Graphics (SIGGRAPH'03)*, Vol.22, No.3, pp.313–318 (2003).
- 2) Jia, J., Sun, J., Tang, C.-K. and Shum, H.-Y.: Drag-and-Drop Pasting, *ACM Trans. Graphics (SIGGRAPH'06)*, Vol.25, No.3, pp.631–636 (2006).
- 3) 辻 裕之, 依田拓郎, 徳増真司 : 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, pp.1686–1689 (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, pp.2-249-2-250 (2009).
- 5) 渡辺賢悟, 伊藤和弥, 近藤邦雄, 宮岡伸一郎ほか : Poisson Image Editing を用いた

キャラクタカラージュシステムの開発, 第 25 回 NICOGRAPH 論文コンテスト (2009).

- 6) Fatal, R., Lischinski, D. and Werman, M.: Gradient Domain High Dynamic Range Compression, *ACM Trans. Graphics (SIGGRAPH'02)*, Vo.21, No.3, pp.249–256 (2002).
- 7) Agrawal, A. and Raskar, R.: Gradient Domain Manipulation Techniques in Vision and Graphics, *ICCV2007 Course* (2007).
- 8) Orzan, A., et al.: Diffusion Curves: A Vector Representation for Smooth-Shaded Images, *ACM Trans. Graphics (SIGGRAPH'08)*, Vol.27, No.3, pp.92:1–92:8 (2008).
- 9) McCann, J. and Pollard, N.S.: Real-Time Gradient-Domain Painting, *ACM Trans. Graphics (SIGGRAPH'08)*, Vol.27, No.3, pp.93:1–93:7 (2008).
- 10) Farbman, Z., et al.: Coordinates for Instant Image Cloning, *ACM Trans. Graphics (SIGGRAPH'09)*, Vol.28, No.32, pp.67:1–67:9 (2009).
- 11) 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).
- 12) 渡辺賢悟, 伊藤和弥, 近藤邦雄, 宮岡伸一郎 : Poisson Image Editing を用いたキャラクタカラージュシステムの開発, 芸術科学会論文誌 , Vol.9, No.2, pp.58–65 (2010).
- 13) Subr, K., Soler, C. and Durand, F.: Edge-preserving Multiscale Image Decomposition based on Local Extrema, *ACM SIGGRAPH Asia'09*, pp.147:1–147:9 (2009).
- 14) GIMP Retinex. <http://docs.gimp.org/2.6/C/plug-in-retinex.html>
- 15) 竹松祐紀, 中口俊哉, 津村徳道, 三宅洋一 : 統計的な画質評価に基づく Retinex を用いた写真画像の画質改善 , 日本写真学会誌 , Vol.67, No.4, pp.410–416 (2004).

(平成 22 年 3 月 31 日受付)

(平成 22 年 11 月 5 日採録)



宮岡伸一郎（正会員）

東京工科大学メディア学部教授 . 工学博士 . 京都大学工学部数理工学科卒業, 同大学院工学研究科修士課程修了の後, 日立製作所に勤務 . 同社システム開発研究所主任研究員, 独立しシステムコンサルタントを経て現職 . イメージメディア技術関連の教育・研究に従事 .