

画像平滑化と鮮鋭化のフィルタの開発と応用

張, 宇

<https://doi.org/10.15017/1785417>

出版情報：九州大学, 2016, 博士（工学）, 課程博士
バージョン：
権利関係：全文ファイル公表済



博士論文

画像平滑化と鮮鋭化のフィルタの開発と応用

Development and Applications of Filters for Smoothing and Sharpening of Images

2016年4月 提出

九州大学大学院芸術工学府 芸術工学専攻

コミュニケーションデザイン科学コース

博士課程 平成24年4月入学

学生番号 3DS13008T

張 宇

ZHANG YU

研究指導教員 浦濱 喜一 教授

目次

第 1 章 序論

1.1 画像平滑化と鮮鋭化.....	7
1.2 本研究の背景.....	13
1.3 本論文の構成.....	15
1.4 参考文献.....	16

第 2 章 全方位パノラマ画像のためのラプラシアンフィルタ

2.1 はじめに.....	19
2.2 極座標系におけるラプラシアンフィルタ.....	19
2.2.1 全方位パノラマ画像.....	19
2.2.2 ラプラシアンフィルタを導出.....	20
2.3 陰陽格子上のフィルタ処理.....	21
2.4 実験.....	23
2.5 まとめ.....	28
2.6 参考文献.....	28

第3章 クロスモードフィルタによる画像の雑音除去

3.1	はじめに.....	30
3.2	雑音除去フィルタ.....	30
3.2.1	モードフィルタ.....	30
3.2.2	クロスバイラテラルフィルタ.....	31
3.2.3	更新クロスバイラテラルフィルタ.....	31
3.3	クロスモードフィルタ.....	32
3.4	実験.....	32
3.5	まとめ.....	42
3.6	参考文献.....	42

第4章 2値係数バイラテラルフィルタによる画像の雑音除去

4.1	はじめに.....	44
4.2	2値係数バイラテラルフィルタ.....	44
4.3	画素サンプリングによる高速化.....	45
4.4	実験.....	46
4.4.1	通常のBF.....	46
4.4.2	2値係数BF (BWBF).....	48

4.4.3	サンプリング BWBF (SBWBF).....	50
4.5	雑音除去性能.....	57
4.6	まとめ.....	71
4.7	参考文献.....	71

第5章 画像のハーフトーニングと逆ハーフトーニングの反復改善法

5.1	はじめに.....	74
5.2	HT の反復改善.....	75
5.3	逆HT の反復改善.....	76
5.4	まとめ.....	81
5.5	参考文献.....	81

第6章 色相を保存するバイラテラルフィルタによる画像平滑化と鮮鋭化

6.1	はじめに.....	84
6.2	色座標変換.....	86
6.3	通常の BF.....	86
6.4	色相保存 BF.....	87

6.5	色座標の逆変換.....	89
6.6	逆 HPBF による色相保存鮮鋭化.....	89
6.7	実験.....	90
6.8	まとめ.....	94
6.9	参考文献.....	95

第7章 制約付きバイラテラルフィルタによる色相コントラスト強調

7.1	はじめに.....	97
7.2	色座標変換.....	99
7.3	色相平滑化バイラテラルフィルタ.....	99
7.4	色座標の逆変換.....	101
7.5	UMによる色相コントラスト強調.....	101
7.6	実験.....	103
7.7	まとめ.....	105
7.8	参考文献.....	105

第 8 章 非対称アンシャープマスキングによる片側ハロー

8.1	はじめに.....	108
8.2	色座標変換.....	111
8.2.1	色座標変換.....	111
8.2.2	色相保存UM.....	111
8.2.3	色座標の逆変換.....	112
8.2.4	重みの非対称化.....	113
8.3	実験例.....	113
8.4	まとめ.....	118
8.5	参考文献.....	118

第 9 章 結論

9.1	まとめ.....	120
	謝辞.....	122
	参考文献.....	123
	付録.....	129

第 1 章

序論

1.1 画像平滑化と鮮鋭化

画像の平滑化

デジタルカメラを用いて写真を撮る際、撮影画像には撮影者の意図しないノイズが発生し、その結果、撮影画像の画質が劣化してしまう。

例として、デジタルカメラで撮影した写真(図 1.1(a))の一部分を拡大した画像を示す(図 1.1(b))。このなかの小さな斑点がノイズである。



(a) 原画像

(b) 原画像の一部分を拡大した画像

図 1.1 画像中のノイズ

Fig. 1.1 Noise in the image

画像中のノイズを除去するには、画像の平滑化処理を行わなければならない。平滑化とは画像の濃淡値の変化を滑らかにする処理である。平滑化処理により画像はぼけたような印象になるがノイズもある程度除去される。画像の平滑化処理には、ガウスフィルタ(GF)やバイラテラルフィルタ(BF)などがよく使われている。

ガウスフィルタ(GF)

入力画像の画素値を d_{ij} とすると、GFの出力は

$$f_{ij} = \frac{\sum_{l=-p}^p \sum_{m=-p}^p w_{ijlm} d_{i+l, j+m}}{\sum_{l=-p}^p \sum_{m=-p}^p w_{ijlm}} \quad (1.1)$$

である。ここで $w_{ijlm} = e^{-\alpha(l^2+m^2)}$ である。

ガウスフィルタ($p=2, \alpha=0.6$)で図1.2(a)をぼかした結果を図1.2(b)に示す。



(a) 入力画像lena

(b) GFでぼかした画像

図 1.2 画像をぼかす処理 (GF)

Fig. 1.2 Blurring process (GF)

GF で画像をぼかすとエッジ(輪郭)部分がぼやけてしまう欠点がある. なぜなら, 画像のエッジ(輪郭)では画像の輝度値が急激に変化しているからである.

バイラテラルフィルタ (BF)

ガウスフィルタを用いると, 画像のエッジ(輪郭)部分がぼやけてしまう欠点があった. それに対して, バイラテラルフィルタは画像を平滑化しながら画像のエッジ(輪郭)をあまりぼやけさせないようにしたフィルタである.

入力画像の画素値を d_{ij} とすると, BF の出力は

$$f_{ij} = \frac{\sum_{l=-p}^p \sum_{m=-p}^p w_{ijlm} d_{i+l, j+m}}{\sum_{l=-p}^p \sum_{m=-p}^p w_{ijlm}} \quad (1.2)$$

である. ここで $w_{ijlm} = e^{-\alpha(l^2+m^2) - \beta(d_{ij} - d_{i+l, j+m})^2}$ である.

バイラテラルフィルタ ($p=12, \alpha=0.01, \beta=0.01$) でぼかした結果を図1.3(b) に示す.



(a) 入力画像lena



(b) BFでぼかした画像

図1.3 画像をぼかす処理 (BF)

Fig. 1.3 Blurring process (BF)

バイラテラルフィルタを適用した画像は、ガウスフィルタを適用した画像に比べ、画像のエッジ(輪郭)があまりぼやけていないことがわかる。画像の平滑化には主に以上のガウスフィルタ(GF)やバイラテラルフィルタ(BF)などを用いるが、本研究では新しいタイプのフィルタを提出する。

画像の鮮鋭化

アンシャープマスクング (UM)

アンシャープマスクング (UM) はぼやけた画像に対して, 画像のエッジ (輪郭) 部分の境界のコントラストを強調することによって画像を鮮鋭化する. 通常の UM は明度, 彩度, 色相とも強調するので, 陰影のコントラストも強まる.

アンシャープマスクングで鮮鋭化した結果を図1.4(b) に示す.

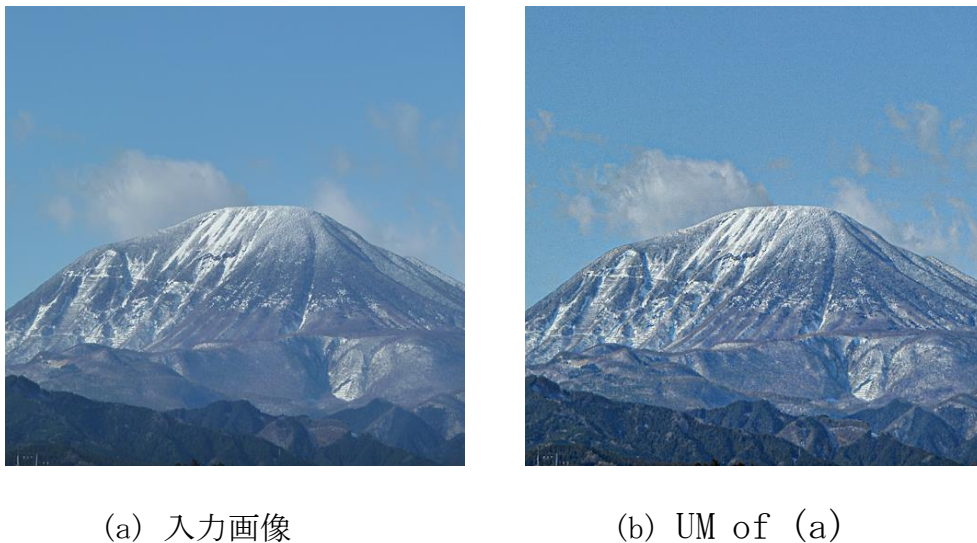


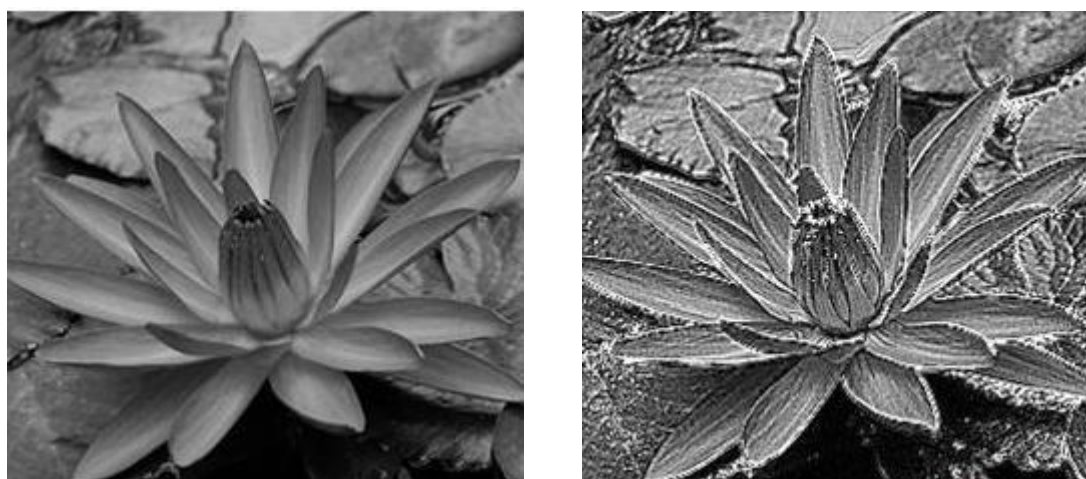
図1.4 アンシャープマスクング (UM)

Fig. 1.4 Unsharp Masking (UM)

ラプラシアンフィルタ

鮮鋭化にはラプラシアンフィルタもよく使われている. 鮮鋭化フィルタは画像の濃度値の変化を強調 (微分) することによって, 鮮鋭な画像を得るフィルタ処理のことである. このフィルタを用いると, 平滑化フィルタ処理をした際にぼやけた画像のエッジ (輪郭) を強調することができる.

ラプラシアンフィルタで鮮鋭化した結果を図1.5(b) に示す.



(a) 入力画像

(b) ラプラシアンフィルタ処理画像

図 1.5 ラプラシアンフィルタ処理

Fig.1.5 Laplacian Filter

本稿では、結果画像の画質評価に主に PSNR を用いるので紹介しておく。

PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio)

PSNR (ピーク信号対雑音比)とは画質の再現性に影響を与える輝度の最大値と劣化をもたらすノイズ値との比率を表している。多くの信号はダイナミックレンジが非常に広い
ため、PSNR 比は通常 10 を底にした常用対数で表され、単位には dB が使われる。通常は PSNR 値が大きいほうが高画質であるが、場合によっては低い PSNR 値であるにも関わらず元の画像に近いように人間に知覚される場合もある。その例が、ブロックノイズであり PSNR 値が同じであってもブロックノイズが多くなると、人間の目には画質が劣化しているように感じるという影響が出てくる。PSNR は計算が比較的簡単であり、一般的によく使われる指標であるが、単独では使えない評価手法である。PSNR の最も簡単な定義はモノクロの 2 つの $m \times n$ の画像 I と K において、一方の画像が他方の画像よりもノイズにより劣化したものと見なされる時に、平均二乗誤差(MSE)を

$$\text{MSE} = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [I(i,j) - K(i,j)]^2 \quad (1.3)$$

とした場合、PSNR の定義は次の通りである：

$$\begin{aligned}
\text{PSNR} &= 10 \cdot \log_{10} \frac{\text{MAX}_I^2}{\text{MSE}} \\
&= 20 \cdot \log_{10} \frac{\text{MAX}_I}{\sqrt{\text{MSE}}}
\end{aligned}
\tag{1.4}$$

1.2 本研究の背景

本研究の動機となった画像処理技術の動向について簡単にまとめておく。

周囲全体を撮影して一枚の画像に収めた全方位画像データは、防犯監視、移動ロボット視覚や光源環境計測など様々な用途に利用される。全方位画像データは、投影光線の入射方向の天頂角と方位角の組を画像座標とする方形のパノラマ画像に展開して表現されることが一般的である。この全方位パノラマ画像には、格子間隔の空間的不均一性や極における特異点の問題があり、既存の画像処理手法をそのまま用いることは適切とはいえない。近年、地球科学の分野において、Kageyama らは、陰陽格子 (Yin-Yang grid) を提案した [1]。陰陽格子とは、緯度経度格子の低緯度領域からなる陰格子と、陰格子を高緯度領域を覆うように回転させた陽格子、二つの対称領域が重合された計算格子で、前述の全方位パノラマ画像処理における問題の解決にも役立つと期待される。

また、通常撮影の写真の雑音を除去する手法として、フラッシュ撮影や近赤外写真などの雑音が少ない画像からフィルタ係数を計算するクロスバイラテラルフィルタ (CBF) [2] が提案されている。しかし、雑音除去対象画像とは違う模様が補助画像に写っている場合には、その模様が補助画像から対象画像に少し転写される問題がある。そこで CBF 出力から計算された重みのフィルタを再度対象画像にかけて、転写された模様を除去する更新 CBF (UCBF) [3] が提案されている。

近年の画像取得技術の急速な発達により、エッジを保存して画像を平滑化するバイラテラルフィルタ (BF) [4] は、雑音除去能力や平滑化能力が高く、広範に応用されている [5], [6] が、計算量が多い。そのため、GPU の利用も含めた高速化が種々提案されてきている [7]。しかし、計算能力が低い機器では複雑な処理や GPU などに頼らず、処理を単純化するだけで計算時間を短縮するのも有用である。

ハーフトーニング (halftoning: HT) は、視覚的なぼけを利用した画像 2 値化法であり、誤差拡散による HT には Floyd-Steinberg 法など多くの手法がある。これらの基本的な HT ではエッジが少しぼけるので、エッジを強調する改善法も提案されている [8], [9]。また、2 値画像を連続階調画像に戻す逆 HT にも種々のアルゴリズムが提案されている [10] ~ [12]。

画像平滑化を最尤推定や最大事後確率推定とみると、平滑化フィルタは最適化問題として定式化される。ガウスフィルタ (GF) やバイラテラルフィルタ (BF) など多くがこの範

疇に入る. これらのフィルタの最適化問題は無制約である. しかし, この最適化問題に制約条件を導入すると有用な画像処理が行える可能性がある.

画像を鮮鋭化する処理として代表的なアンシャープマスキング (UM) は明度, 彩度, 色相とも強調するので, 陰影のコントラストが強まり過ぎる場合がある. 絵画では, 陰影で立体表現するのでなく, 暖色が手前で寒色が奥まって感じられる視覚特性を利用して, 色相で奥行き感を表している描画法が使われることがある. 寒暖色の塗り分けによる奥行き表現はテクニカルイラストレーション [13] でも用いられ, 印象派の点描画でも補色対置によって鮮やかな色合いが醸し出されている. また, ボリュームレンダリング [14] でも色相の変化で物体の内部構造を表す配色が用いられる. そのような色相効果を強調するには, 色相変化を強調する処理が有用と思われる.

一般的な平滑化フィルタは明度, 彩度, 色相とも平滑化するが, 色相を保存する平滑化フィルタが提案され, そのような平滑化フィルタの逆フィルタが画像鮮鋭化に用いられている [15]. しかし, 逆フィルタは反復計算を要する. そのような鮮鋭化法ではなく, 代表的な鮮鋭化フィルタであるアンシャープマスキング (UM) を直接, 色相を保存するように拡張した色相保存UMも有用であると考えられる. 更にその色相保存フィルタの係数を空間的に非対称化すればエッジの片側だけにハローを生成することができ, そのような非対称アンシャープマスキングはノンフォトリアリスティックレンダリングでのハロー生成へ利用できると思われる. 通常のUMはスーラなどの絵のハローの生成に応用されている [16], [17] が, 色相保存については触れられておらず, フィルタ係数も注目画素の明度で調節されているものの, 通常のUMと同じく空間的にも信号値方向にも対称的である. そのような間接的な平滑化手法ではなく, フィルタを直接非対称化するほうが有効であると期待される.

1.2 本論文の構成

本論文は全9章から構成される。以下に各章の概要を述べる。

第1章は序論であり、本論文の研究背景と目的、および論文の全体構成について述べる。

第2章では、ラプラシアンフィルタをデカルト座標系から極座標系に拡張して全方位パノラマ画像に応用し、陰陽格子と呼ばれる重合格子を用いる高精度な計算法を提案する。実画像を用いた実験の結果を示し、提案法の有効性を示す。

第3章では、画像の雑音を除去する手法として、同じシーンを撮影した補助画像を援用するクロスモードフィルタを提案し、パラメータの最適な設定法も示す。フラッシュ撮影、近赤外写真、適正露光写真などを補助画像とする例で実験し、提案法であるクロスモードフィルタはバイラテラルフィルタ、クロスバイラテラルフィルタ、更新クロスバイラテラルフィルタよりも雑音除去能力が高いことを示す。

第4章では、バイラテラルフィルタの重み係数を2値化するとともにウィンドウ中の画素をサンプリングして計算量を減らした高速なアルゴリズムを提案する。この高速な画像平滑化アルゴリズムは、通常のバイラテラルフィルタよりも計算量が少なく、同程度の雑音除去能力を持つので、計算機能が低い機器でのノンフォトリアリスティックレンダリング画像処理や雑音除去に有用である。

第5章では、ハーフトーン処理や逆ハーフトーン変換を反復することにより、それらの処理を改善した結果を得る手法を提案し、エッジ強調ハーフトーン処理や復元誤差が小さい逆ハーフトーン変換が得られることを示す。本提案法の特徴は、基のハーフトーン処理や逆ハーフトーン変換を繰り返すだけで、それらを改善した結果が得られることである。

第6章では、色相を保存するバイラテラルフィルタを制約付き最適化問題から導き、色相を保存する画像鮮鋭化に応用する。色座標を直交変換し、変換座標系で色相を保存する制約付きバイラテラルフィルタをかけて色相保存平滑化する。この制約付きバイラテラルフィルタを反復する逆変換法を導き、色相保存画像鮮鋭化に応用する。

第7章では、明度と彩度を保存して色相を平滑化するバイラテラルフィルタを制約付き最適化問題から導き、色相強調アンシャープマスキングによってカラー画像の色相コントラストを上げる画像強調に応用する。絵画やボリュームレンダリング、医用画像による実験で提案法の有効性を示す。

第8章では、エッジの片側だけにハローを生成する非対称なアンシャープマスキング法を提案し、水彩絵の具の滲みやスーラ風のハローの生成に応用する。色相保存アンシャープマスキングのフィルタ係数を空間的に非対称化して、ハローがエッジの片側だけに付くようにする。この非対称アンシャープマスキング法を画像に適用し、スーラの印象画でのハローに似た明度や彩度と色相の変化が生成できることを示す。

最後の第9章では、本研究で得られた以上の結果について考察を加え、各手法の問題点や改善法などに関する今後の課題を述べる。

1.4 本章の参考文献

- [1] A. Kageyama and T. Sato: “The ‘Yin-Yang grid’ : An overset grid in spherical geometry” , *Geochem. Geophys. Geosyst.*, vol.5, no. 9, 2004.
- [2] E. Eisemann and F. Durand, “Flash photography enhancement via intrinsic relighting” , *ACM Trans. Graph.*, VOL. 23, no. 3, pp. 673-678, 2004.
- [3] 周溪陽, 常セン, 小野直樹, 浦浜喜一, “更新クロスバイラテラルフィルタによる画像の雑音除去” , *信学論*, vol. J96-D, no. 1, pp. 258-261, 2013.
- [4] C. Tomasi and R. Manduchi, “Bilateral filtering for gray and color images” , *Proc. ICCV*, pp. 839-846, 1998.
- [5] H. Winnemoller, S. C. Olsen and B. Gooch, “Real-time video abstraction” , *ACM Trans. Graph.*, vol. 25, no. 3, pp. 1221-1226, 2006.
- [6] J. Fischer, D. Bartz and W. Strasser, “Stylized augmented reality for improved immersion” , *Proc. VR*, pp. 195-202, 2005.
- [7] H. Kang, S. Lee and C. K. Chui, “Flow-based image abstraction” , *IEEE Trans. Vis. Comput. Graph.*, vol. 15, no. 1, pp. 62-76, 2009.
- [8] X. Li, “Edge-directed error diffusion halftoning” , *IEEE Sig. Process. Lett.*, vol. 13, no. 11, pp. 688-690, 2006.
- [9] J. Chang, B. Alain and V. Ostromoukhov, “Structure aware error diffusion” , *ACM Trans. Graph.*, vol. 28, no. 5, article 162, 2009.

- [10] T. D. Kite, N. D. Venkata, B. L. Evans, A. C. Bovik, “A Fast, high-quality inverse halftoning algorithm for error diffused halftones” , IEEE Trans. Image Process. , vol. 9, pp. 1583-1592, 2000.
- [11] K. Chung and S. Wu, “Inverse halftoning algorithm using edge-based lookup table approach” , IEEE Trans. Image Process. , vol. 14, no. 10, pp. 1583-1589, 2005.
- [12] K. Ho, “Inverse error-diffusion using iterated conditional modes” , Displays, vol. 30, no. 4-5, pp. 175-184, 2009.
- [13] A. Gooch, B. Gooch, P. Shirley and E. Cohen, “A non-photorealistic lighting model for automatic technical illustration” , Proc. SIGGRAPH, pp. 447-452, 1998.
- [14] S. Bruckner, S. Grimm, A. Kanitsar and M. E. Gröller, “Illustrative context-preserving volume rendering” , Proc. EuroVis, pp. 69-76, 2005.
- [15] 張宇, 浦浜喜一, “色相を保存するバイラテラルフィルタによる画像平滑化と鮮鋭化” , 信学論, vol. J97-D, no. 11, pp. 1774-1677, 2014.
- [16] S. Seo and K. Yoon, “Color juxtaposition for Pointillism based on an artistic color model and a statistical analysis” , Visual Comput. , vol. 26, no. 6-8, pp. 421-431, 2010.
- [17] J. Sugita and T. Takahashi, “A method for generating pointillism based on Seurat’ s color theory” , ITE Trans.MTA, vol. 1, no. 4, pp. 317-327, 2013.

第 2 章

全方位パノラマ画像のためのラプラシアンフィルタ

2.1 はじめに

周囲全体を撮影して一枚の画像に収めた全方位画像データは、防犯監視、移動ロボット視覚や光源環境計測など様々な用途に利用される。全方位画像データは、投影光線の入射方向の天頂角と方位角の組を画像座標とする方形のパノラマ画像に展開して表現されることが一般的である。この全方位パノラマ画像には、格子間隔の空間的不均一性や極における特異点の問題があり、既存の画像処理手法をそのまま用いることは適切とはいえない。

これに対し、Liらは、全方位画像データを球面近似した多面体にマッピングした離散球面画像を処理する手法を提案した[2]。彼らの手法は、三角形画素構造を取り扱うため、既存の画像処理手法を大きく修正する必要が生じる。Kazhdanらは、画素の大きさを画素位置に応じて適応的に変更する可変画素サイズと複数の異なる解像度を用いる多重解像度制御を導入した[3]。彼らの手法は、画素形状を四角形に保ち、極問題にも適応できるが、処理が複雑になることは避けられない。

近年、地球科学の分野において、Kageyamaらは、陰陽格子 (Yin-Yang grid) を提案した[4]。陰陽格子とは、緯度経度格子の低緯度領域からなる陰格子と、陰格子を高緯度領域を覆うように回転させた陽格子との二つの対称領域が重合された計算格子で、前述の全方位パノラマ画像処理における問題の解決にも役立つと期待される。本章では、通常のラプラシアンフィルタを全方位パノラマ画像に自然に拡張することを試みる。提案される手法は、ラプラシアンフィルタをデカルト座標系から極座標系に修正し、陰陽格子を用いる。実画像を用いた実験の結果を紹介し、本手法の有効性を示す。

2.2 極座標系におけるラプラシアンフィルタ

2.2.1 全方位パノラマ画像

全方位パノラマ画像（以下、パノラマ画像）に拡張されたラプラシアンフィルタを導出する。

パノラマ画像の各画素 (i, j) ($i=1, \dots, M; j=1, \dots, N=2M$) における画素値 f_{ij} を原点中心の単位球面の極座標 $(\pi i/M, 2\pi j/N)$ の点にマッピングすることにより、全方位球面画像が得られる (図2.1)。三次元デカルト座標系において、Z軸と位置ベクトル (x, y, z) のなす角を天頂角 θ 、Z軸と位置ベクトル (x, y, z) を含む平面とxy平面との交線がx軸となす角を方位角 ϕ とする。このとき、三次元空間の単位球面 S^2 におけるラプラシアン、すなわちLaplace-Beltrami作用素 Δ_S は、以下のように与えられる。

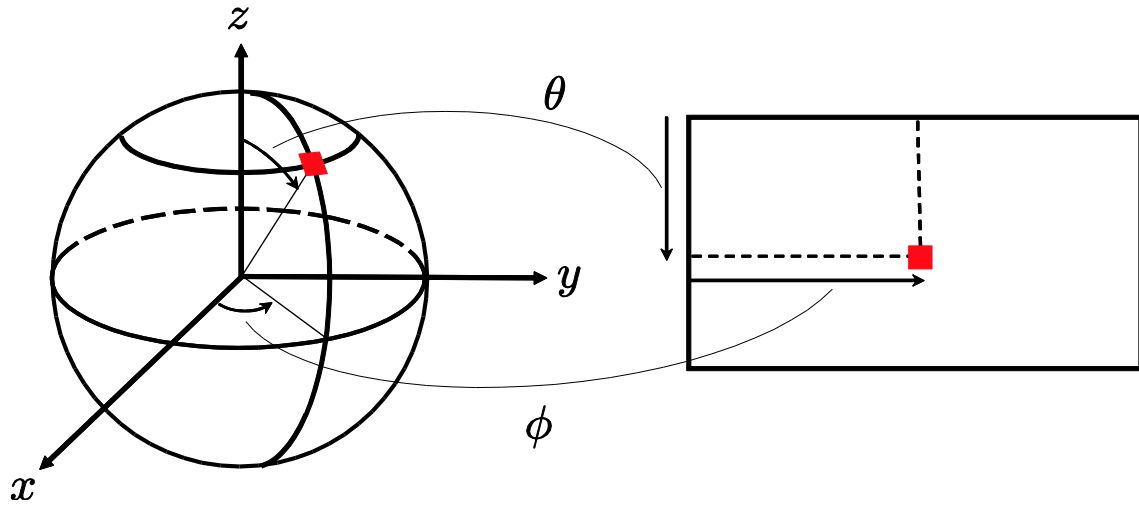


図2.1 全方位パノラマ画像と球面画像の対応関係

Fig. 2.1 Correspondence between omni-directional panoramic image and spherical image.

2.2.2 ラプラシアンフィルタを導出

$$\Delta s = \frac{\partial^2}{\partial \theta^2} + \cot \theta \frac{\partial}{\partial \theta} + \frac{1}{\sin^2 \theta} \frac{\partial^2}{\partial \phi^2} \quad (2.1)$$

今、 h を画素幅とし、パノラマ画像の (i, j) 画素とその隣接画素の画素値を $f_{i,j}=f(\theta, \phi)$, $f_{i-1,j}=f(\theta-h, \phi)$, $f_{i+1,j}=f(\theta+h, \phi)$, $f_{i,j-1}=f(\theta, \phi-h)$, $f_{i,j+1}=f(\theta, \phi+h)$ などと表すと、 $f(\theta, \phi)$ の空間微分は、中央差分を用いて次式のように近似できる。

$$\frac{\partial^2 f}{\partial \theta^2} \approx \frac{f_{i+1,j} - 2f_{i,j} + f_{i-1,j}}{h} \quad (2.2)$$

$$\frac{\partial f}{\partial \theta} \approx \frac{f_{i+1,j} - f_{i-1,j}}{2h} \quad (2.3)$$

$$\frac{\partial^2 f}{\partial \phi^2} \approx \frac{f_{i,j+1} - 2f_{i,j} + f_{i,j-1}}{h} \quad (2.4)$$

式(2.2)~(2.4) を式(2.1)に代入することにより、パノラマ画像にLaplace-Beltrami 作用素を作用させて得られる出力は、次式で与えられる。

$$\begin{aligned}\Delta sf &= \frac{\partial^2 f}{\partial \theta^2} + \cot \theta \frac{\partial f}{\partial \theta} + \frac{1}{\sin^2 \theta} \frac{\partial^2 f}{\partial \phi^2} \\ &\approx \frac{1}{h} [f_{i+1,j} - 2f_{i,j} + f_{i-1,j} + \frac{1}{2} \cot \theta (f_{i+1,j} - 2f_{i-1,j}) + \\ &\quad \frac{1}{\sin^2 \theta} (f_{i,j+1} - 2f_{i,j} + f_{i,j-1})] \quad (2.5)\end{aligned}$$

ここで符号とスケールを無視することにより，全方位パノラマ画像に拡張されたラプラシアンフィルタ（以下，パノラマラプラシアン，またはパノラマラプラシアンフィルタ）のフィルタ行列は，次式で与えられる．

$$\begin{bmatrix} 0 & -1 + \frac{1}{2} \cot \theta & 0 \\ -\frac{1}{\sin^2 \theta} & 2 \left(1 + \frac{1}{\sin^2 \theta} \right) & -\frac{1}{\sin^2 \theta} \\ 0 & -1 + \frac{1}{2} \cot \theta & 0 \end{bmatrix} \quad (2.6)$$

ここで， θ は対象画素 (i, j) に対応する天頂角で $\theta = \pi i/M$ である．式(2.6)のフィルタ行列は，元のラプラシアンのフィルタ行列

$$\begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix} \quad (2.7)$$

とは異なり，非対称であることと，パノラマ画像の縦中央付近の低緯度領域 ($\theta \approx \pi/2$) では元のラプラシアンと等価なフィルタ処理が行われることに注意する．

2.3 陰陽格子上的フィルタ処理

式(2.6)に示すパノラマラプラシアンのフィルタ行列には $\sin \theta$ の逆数や $\cot \theta$ が含まれており，パノラマ画像の上部付近または下部付近の高緯度領域 ($\theta \approx 0, \pi$) ではパノラマラプラシアンフィルタの出力が数値的に安定に得られない．こうした極問題を回避するため，陰陽格子[4] (図2.2) の利用を考える．陰陽格子は，二つの極座標格子の低緯度領域同士を組み合わせ合わせた重合格子で，極問題を回避することが可能である．陰格子

と陽格子の両方の極座標系の中の座標変換において、パノラマラプラシアンフィルタ出力の不変性が保証されることから、提案手法の手続きは以下のようにまとめられる。まず、入力パノラマ画像Iを(1) 陰格子に対応する方形状の領域 $\Omega = \{(i, j) \in I \mid M/4 \leq i \leq 3M/4 \text{ かつ } M/4 \leq j \leq 7M/4\}$ を抽出した画像（以下、陰格子画像）と、(2) 陽格子に対応する領域を抽出して方形状に非線形変換した画像（以下、陽格子画像）に分離する。

次に、陰格子画像と陽格子画像に対してパノラマラプラシアンフィルタを実行する。最後に、(1) フィルタ処理された陰格子画像を領域 Ω に、(2) フィルタ処理された陽格子画像を Ω 以外の領域に、それぞれマッピングする。

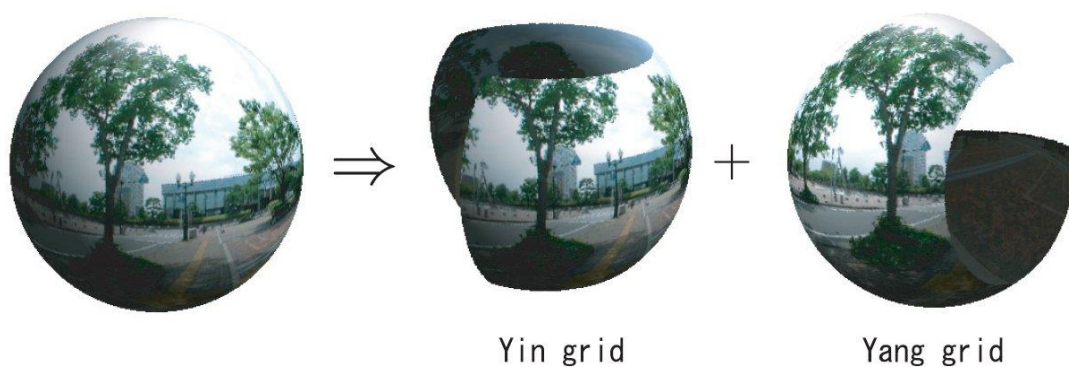


図2.2 陰陽格子

Fig. 2.2 Yin and Yang grid

2.4 実験

提案手法を実画像に適用した結果を紹介する. 図2.3 (a)は入力画像を示す. この全方位パノラマ画像は, 魚眼レンズを装着したカメラで撮影方向を変えながら屋外シーンを複数回撮影し, このようにして得られた画像列を手作業で統合することにより取得されたものである. 入力画像のサイズは $1,024 \times 2,048$ (画素) である. 図2.3 (b), (c) は, 入力画像から分離された陰格子画像と陽格子画像をそれぞれ示す. 図2.4 は, 提案手法を用いてフィルタ処理された結果を示す.

次に, 図2.5 (a) は, 元のラプラシアンフィルタを入力画像 (図2.3 (a)) にそのまま用いてフィルタ処理された画像のゼロ交差画像を示す. 図2.5 (b) は, 提案手法を用いてフィルタ処理された画像 (図2.4) のゼロ交差画像を示す. これらのエッジ画像を比較すると, 画像の縦中央付近の領域ではほぼ同等のエッジ検出がなされていることが分かる. しかし, 元のラプラシアンは, パノラマ画像の空間解像度の不均一性に対応していないため, 画像の縦中央部から離れた領域でエッジの未検出をしばしば生じているのに対し, 提案手法は画像の全域でエッジを検出していることが分かる. このことを定量的に調べた結果を図2.6 に示す. 図2.6 上段の画像は, 提案手法 (パノラマラプラシアンフィルタ) と従来手法 (通常のラプラシアンフィルタ) のいずれかで検出されたエッジ画素を (a) 提案手法のみで検出されたエッジ画素, (b) 従来手法のみで検出されたエッジ画素, (c) 両手法でともに検出されたエッジ画素, の三つに分類し, それぞれを赤・青・緑で表示したものを示す. 図2.6 下段のグラフは, 図2.6 上段の画像における低緯度領域A, 中緯度領域B, 高緯度領域C (各領域は図2.6 上段の画像に挿入された四角の枠で表示) における (a)~(c) の各エッジ画素の相対的な個数 (各領域におけるエッジ画素の総数に対する各エッジ画素の個数の比) を示す. これより, 緯度が上がるに従って, 提案手法 (従来手法) でのみ検出されるエッジの割合は増加 (減少) しており, 提案手法が異なる緯度間の解像度不均一性を解消することが分かる.



(a)



(b)



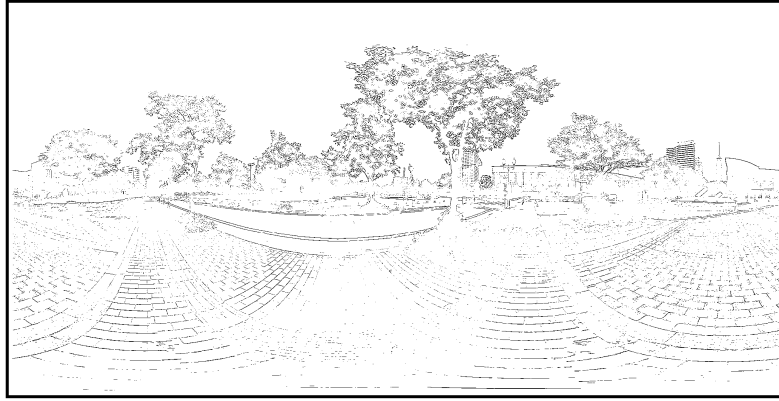
(c)

図2.3 入力画像の分離 : (a) 入力画像, (b) 陰グリッド画像, (c) 陽グリッド画像
Fig. 2.3 Separation of the input image: (a) input image, (b) shadow grid image, (c) positive grid image

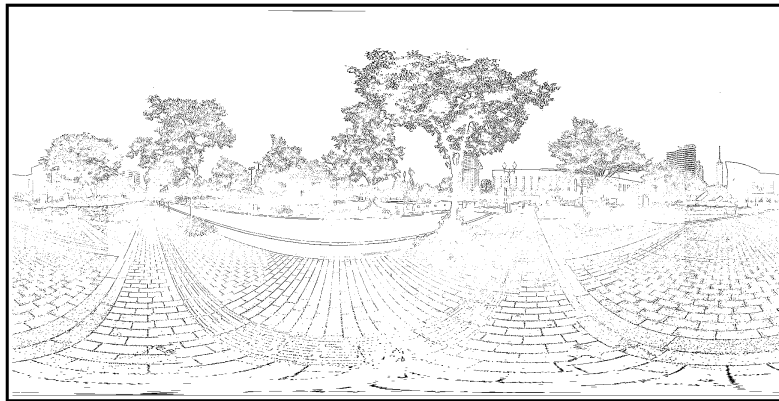


図2.4 出力画像

Fig. 2.4 Output image



(a)



(b)

図 2.5 元のラプラシアンフィルタとパノラマラプラシアンフィルタの比較：(a) 元のラプラシアンフィルタによるゼロ交差画像, (b) パノラマラプラシアンフィルタによるゼロ交差画像

Fig. 2.5 Original Laplacian filter and comparison with panoramic Laplacian filter:
(a) zero crossing image by the original Laplacian filter, zero crossing image by
(b) panorama Laplacian filter

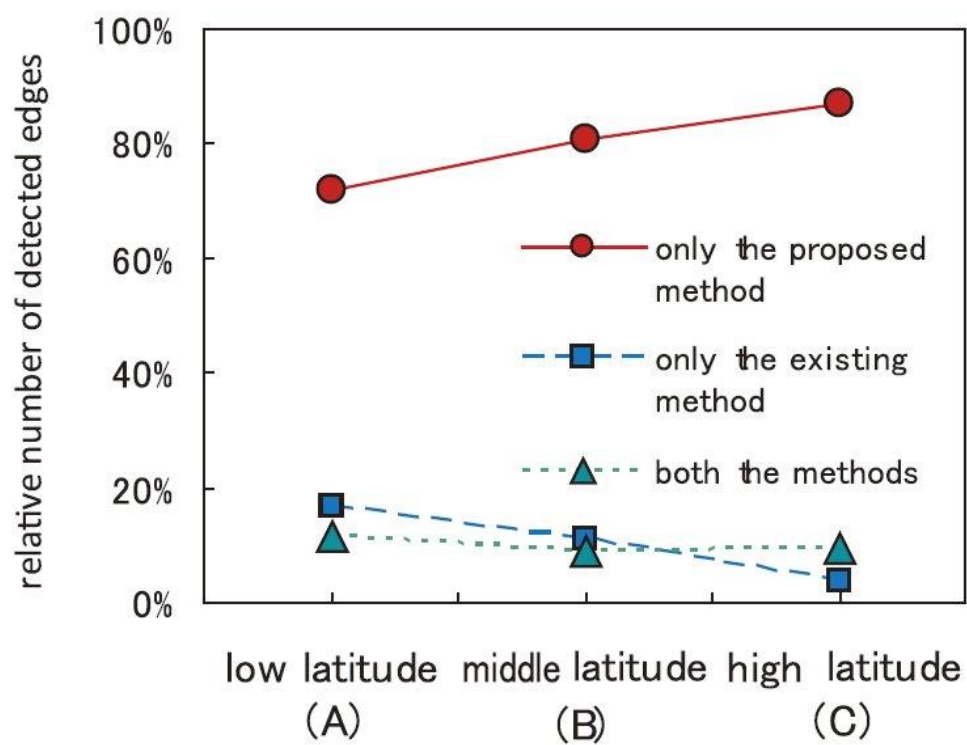
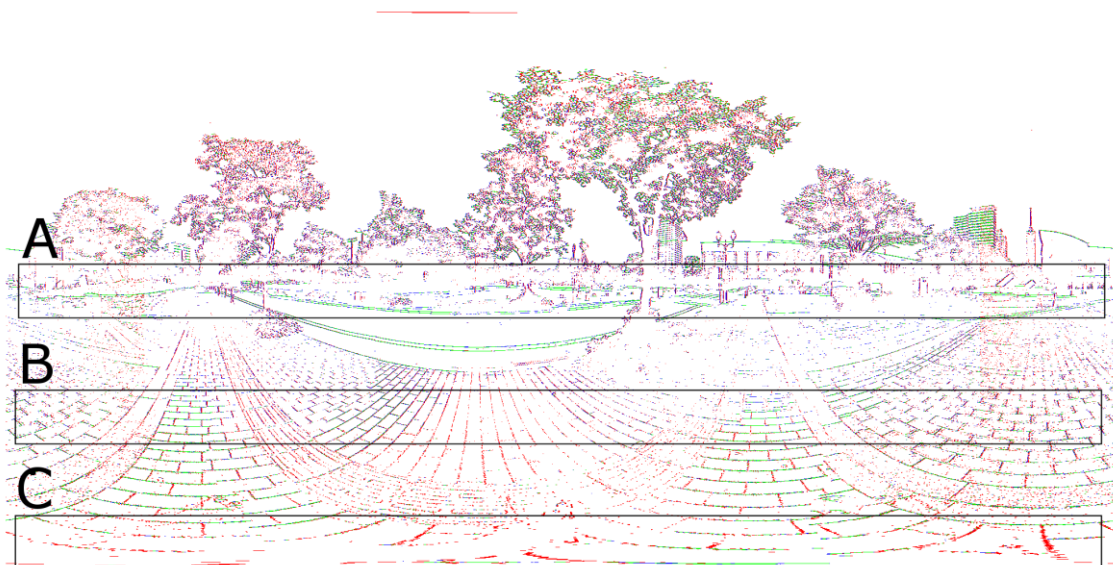


図 2.6 緯度とエッジ画素数の関係

Fig. 2.6 Relationship between latitude and edge pixel number

2.5 まとめ

画像処理において重要かつ基本的なフィルタであるラプラシアンフィルタを全方位パノラマ画像に拡張した. 全方位パノラマ画像における解像度不均一性の問題と極問題に対応するため, Laplace-Beltrami 作用素と陰陽格子を併用した手法を提案した. この結果, 既存手法の修正が比較的少なく済み, 全方位パノラマ画像の入力に対して良好なフィルタ処理がなされることが確認された.

2.6 本章の参考文献

- [1] 杉浦光夫, 解析入門I, 東京大学出版会, 1980.
- [2] S. Li and Y. Hai, “A full-view spherical image format,” ICPR, pp. 2337-2340, 2010.
- [3] M. M. Kazhdan and H. Hoppe, “Metric-aware processing of spherical imagery” , ACM Trans. Graph. , vol. 29, no. 6, pp. 1-10, 2010.
- [4] A. Kageyama and T. Sato: “The ‘Yin-Yang grid’ : An overset grid in spherical geometry” , Geochem. Geophys. Geosyst. , vol. 5, no. 9, 2004.

第 3 章

クロスモードフィルタによる画像の雑音除去

3.1 はじめに

デジタルカメラを用いて風景などを撮影する際、撮影写真には撮影者の意図しないノイズが発生し、その結果、撮影写真の画質が劣化してしまう。この原因として、カメラの内部機構の一つであるイメージセンサで撮影写真の輝度とは無関係な誤った電気信号が発生してしまうことが挙げられる。

通常撮影の写真の雑音を除去する手法として、フラッシュ撮影や近赤外写真などの雑音が少ない画像からフィルタ係数を計算するクロスバイラテラルフィルタ(CBF) [1]が提案されている。しかし、雑音除去対象画像とは違う模様が補助画像に写っている場合には、その模様が補助画像から対象画像に少し転写される問題がある。そこでCBF出力から計算された重みのフィルタを再度対象画像にかけて、転写された模様を除去する更新CBF(UCBF) [2]が提案されている。

本稿では、同様な補助画像を援用する雑音除去法として、クロスモードフィルタ(CMF)を提案する。CBFは、補助画像を援用するBF [3]であるのに対し、CMFは補助画像を援用するモードフィルタ(MF) [4], [5]である。BFは、MFの反復解法の1ステップめであり、雑音除去能力はMFのほうがBFよりも高い。従って、CMFの雑音除去能力も、CBFやUCBFよりも高いことを示す。

3.2 雑音除去フィルタ

提案法を述べる前に、基礎となるMFやCBF, UCBFなどの雑音除去フィルタを概括しておく。雑音除去の対象画像の画素 (i, j) の値を d_{ij} とする。

3.2.1 モードフィルタ

モードフィルタ(MF)では出力画素値 f_{ij} を

$$\max \sum_{l=-p}^p \sum_{m=-p}^p s_{lm} e^{-\beta(f_{ij}-d_{i+l,j+m})^2} \quad (3.1)$$

で求める。ここで $s_{lm} = e^{-\alpha(l^2+m^2)}$ である。式(3.1)は解析的には解けないので反復法

$$f_{ij}^{(\varepsilon+1)} = \frac{\sum_{l=-p}^p \sum_{m=-p}^p s_{lm} e^{-\beta(f_{ij}^{(\varepsilon)} - d_{i+l,j+m})^2} d_{i+l,j+m}}{\sum_{l=-p}^p \sum_{m=-p}^p s_{lm} e^{-\beta(f_{ij}^{(\varepsilon)} - d_{i+l,j+m})^2}} \quad (3.2)$$

で数値的に解く. $\varepsilon (=0, 1, \dots)$ は反復回数で, 初期値は $f_{ij}^{(0)} = d_{ij}$ とする. 反復1回目の

$$f_{ij}^{(1)} = \frac{\sum_{l=-p}^p \sum_{m=-p}^p s_{lm} v_{ijlm} d_{i+l,j+m}}{\sum_{l=-p}^p \sum_{m=-p}^p s_{lm} v_{ijlm}} \quad (3.3)$$

を出力するのがBFである. ここで $v_{ijlm} = e^{-\beta(d_{ij} - d_{i+l,j+m})^2}$ である.

3.2.2 クロスバイラテラルフィルタ

対象画像の他に補助画像(画素値 e_{ij}) が与えられる場合, 式(3.3)の v_{ijlm} を $w_{ijlm} = e^{-\beta(e_{ij} - e_{i+l,j+m})^2}$ とするのがクロスBF(CBF)である[1]. 対象画像よりも補助画像のほうが雑音が少ないければ, CBFはBFよりも雑音除去能力が高い. しかし, 対象画像にはない模様が補助画像にある場合には, その模様が対象画像に少し転写されるので, 雑音除去能力を損ねる.

3.2.3 更新クロスバイラテラルフィルタ

CBFで転写された模様を消すために, CBFの出力

$f_{ij}^{(1)}$ から w_{ijlm} を $w'_{ijlm} = e^{-\gamma(f_{ij}^{(1)} - f_{i+l,j+m}^{(1)})^2}$ と更新して, 再度CBFをかけるのが更新

CBF(UCBF)である[2]. UCBFではフィルタ処理が2回になるが, 雑音除去能力はCBFよりも高い.

3.3 クロスモードフィルタ

本章では, 式(3.1)を

$$\max \sum_{l=-p}^p \sum_{m=-p}^p S_{lm} W_{ijlm} e^{-\gamma(f_{ij}-d_{i+l,j+m})^2} \quad (3.4)$$

と拡張する. ここで $w_{ijlm} = e^{-\beta(e_{ij}-e_{i+l,j+m})^2}$ である. 式(3.4)の解は, d_{ij} の重み付き局所ヒストグラムのモード(最頻)値であるので, クロスMF(CMF)と呼ぶことにする. 式(3.4)の反復法は

$$f_{ij}^{(\varepsilon+1)} = \frac{\sum_{l=-p}^p \sum_{m=-p}^p S_{lm} W_{ijlm} u_{ijlm}^{(\varepsilon)} d_{i+l,j+m}}{\sum_{l=-p}^p \sum_{m=-p}^p S_{lm} W_{ijlm} u_{ijlm}^{(\varepsilon)}} \quad (3.5)$$

となる. ここで $w_{ijlm}^\varepsilon = e^{-\gamma(f_{ij}^\varepsilon - d_{i+l,j+m})^2}$ である. 初期値は $f_{ij}^{(0)} = d_{ij}$ とする. 計算量をUCBFと

合せるために, 反復は2回で止めて $f_{ij}^{(2)}$ を出力する.

3.4 実験

まず, 通常撮影写真に標準偏差10のガウス雑音を加えた図3.1(a)の画像(400*365)を対象画像とし, 同じ被写体をフラッシュ撮影した図3.1(b)を補助画像とした. 各フィルタの出力を(c)~(f)に示す. これらの画像の左下部を拡大して図3.2に示す. 図3.1(c)のBF出力では雑音が残っている. 図3.1(d)のCBFでは雑音が減り, 図3.1(e)のUCBFでは更に減っているが, まだ少し残っている. 図3.1(f)のCMFでは全体的に雑音が取れている. 各フィルタのPSNRを表3.1の1行目に示す. 図3.1の(e)と(f)の違いは眼では分かり難いように, 両者のPSNRの差も僅かであるが, CMFのほうが少し高い. 各フィルタのパラメータ値を表3.2に示す. p はすべてのフィルタで $p=3$ とし, 各フィルタでの最大PSNRを比較するために, α や β 等は小刻みに変えてPSNRが最大になる値を採用した. なお, CMFのPSNRは反復によって表3.3のように変化し, 2回でほぼ収束した. このことから本稿では反復2回目を出力した.



(a) no flash



(b) flash



(c) BF



(d) CBF



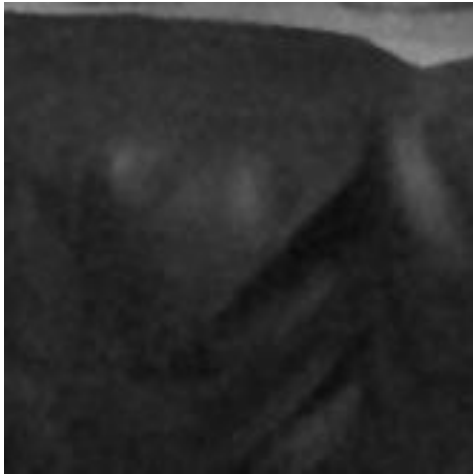
(e) UCBF



(f) CMF

図3.1 フラッシュ撮影を補助画像とする例

Fig. 3.1 Example of flash photograph as reference image



(a) Fig. 3.1(c)



(b) Fig. 3.1(d)



(c) Fig. 3.1(e)



(d) Fig. 3.1(f)

図3.2 図3.1(c)～(f)の1部拡大

Fig. 3.2 Partial enlargement of Fig. 3.1(c)～(f)

表 3.1 各フィルタの PSNR (dB)

Table 3.1 PSNR (dB) of each filter

	BF	CBF	UCBF	CMF
Fig. 1	36.38	37.06	38.72	39.02
Fig. 3	34.71	36.24	38.41	39.12
Fig. 5	32.97	33.33	34.26	34.61
Fig. 7	31.97	35.54	36.60	37.27

表 3.2 図 3.1 での各フィルタのパラメータ値

Table 3.2 Parameter values of each filter for Fig 3.1

	BF	CBF	UCBF	CMF
α	0.21	0.09	0.08	0.09
β	0.0004	0.18	0.018	0.018
γ			0.024	0.001

表 3.3 図 3.1 での CMF の PSNR の反復による変化

Table 3.3 Variation in PSNR of CMF for Fig 3.1

ϵ	0	1	2	3	4	5
PSNR	28.35	36.86	39.02	39.06	39.07	39.07

可視光写真を対象画像とし、近赤外写真を補助画像とした画像例(423*323)を図3.3に、それらの左上の空の拡大を図3.4に示す。これらのPSNR値を表3.1の2行目に、パラメータ値を表3.4に示す。同じく近赤外写真を補助画像とする別の例(518*339)を図3.5に、その拡大を図3.6に、またPSNR値を表3.1の3行目に、パラメータ値を表3.5に示す。図3.5の例は全体的に細かいテクスチャが多く、雑音除去が難しいので、補助画像の援用効果が低い、僅かながら提案法の効果が認められる。



(a) visible



(b) near-infrared



(c) BF



(d) CBF



(e) UCBF



(f) CMF

図3.3 近赤外写真を補助画像とした例1

Fig. 3.3 Example 1 of near-infrared photograph as reference image



(a) Fig. 3.3(c)



(b) Fig. 3.3(d)



(c) Fig. 3.3(e)



(d) Fig. 3.3(f)

図3.4 図3.3(c)～(f)の1部拡大

Fig. 3.4 Partial enlargement of Fig. 3.3(c)～(f)

表 3.4 図 3.3 での各フィルタのパラメータ値

Table 3.4 Parameter values of each filter for Fig 3.3

	BF	CBF	UCBF	CMF
α	0.23	0.01	0.01	0.01
β	0.0009	0.03	0.029	0.031
γ			0.032	0.001



(a) visible



(b) near-infrared



(c) BF



(d) CBF



(e) UCBF



(f) CMF

図 3.5 近赤外写真を補助画像とした例 2

Fig. 3.5 Example 2 of near-infrared photograph as reference image



(a) Fig. 3.5(c)



(b) Fig. 3.5(d)



(c) Fig. 3.5(e)



(d) Fig. 3.5(f)

図 3.6 図 3.5(c)～(f)の1部拡大

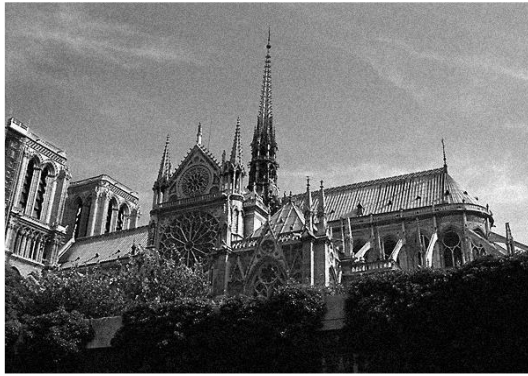
Fig. 3.6 Partial enlargement of Fig3.5(c)～(f)

表 3.5 図 3.5 での各フィルタのパラメータ値

Table 3.5 Parameter values of each filter for Fig 3.5

	BF	CBF	UCBF	CMF
α	0.54	0.2	0.16	0.2
β	0.0003	0.01	0.01	0.01
γ			0.04	0.001

最後に、露光不足の写真(600*425)を対象画像とし、適正露出の写真を補助画像とした例を図3.7に、左上の空の拡大を図3.8に、PSNR値を表3.1の4行目に、パラメータ値を表3.6に示す。これらのすべての例でPSNR値はBF<CBF<UCBF<CMFとなっており、提案法であるCMFが最もPSNRが高かった。なお、CBFを2回反復しても計算量はCMFと同等であるが、各画像での最適パラメータ値でCBFを反復すると逆にPSNRは減った。これは1回目が最適なので、それ以上反復すると平滑化され過ぎるためと考えられる。最適でないパラメータのCBFを反復するとPSNRは増えるが、表3.1のCBFのPSNR以上にはならなかった。以上では画像ごとに最適なパラメータ値でのPSNRを比べたが、実際には原画像は未知なのでこのようなパラメータ調整はできない。従って、すべての画像で共通のパラメータ値で求めたPSNRを表3.7に、そのパラメータ値を表3.8に示す。この場合でもCMFのPSNRが最も大きかった。



(a) less exposed



(b) well exposed



(c) BF



(d) CBF



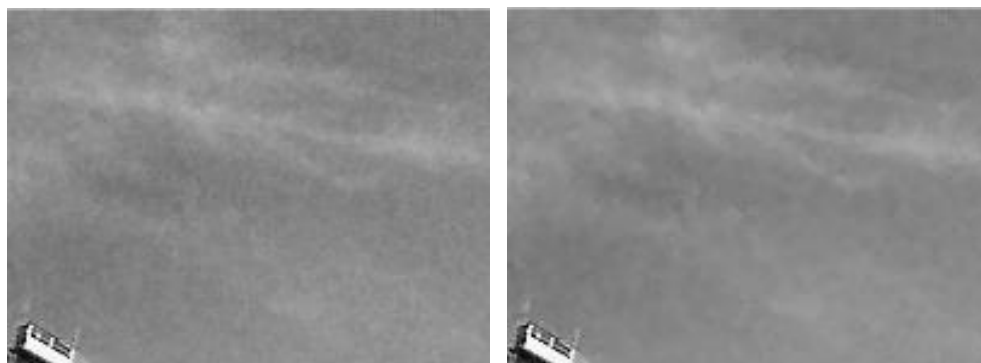
(e) UCBF



(f) CMF

図3.7 適正露光写真を補助画像とした例

Fig. 3.7 Example of well-exposed photograph as reference image



(a) Fig. 3.7(c)

(b) Fig. 3.7(d)



(c) Fig. 3.7(e)

(d) Fig. 3.7(f)

図3.8 図3.7(c)～(f)の1部拡大

Fig. 3.8 Partial enlargement of Fig. 3.7(c)～(f)

表 3.6 図 3.7 での各フィルタのパラメータ値

Table 3.6 Parameter values of each filter for Fig. 3.7

	BF	CBF	UCBF	CMF
α	0.3	0.1	0.04	0.1
β	0.0014	0.002	0.02	0.02
γ			0.03	0.001

表 3.7 固定パラメータ値での各フィルタの PSNR(dB)

Table 3.7 PSNR of each filter with fixed parameters

	BF	CBF	UCBF	CMF
Fig. 1	36.16	36.21	38.69	38.99
Fig. 3	34.67	35.54	37.68	38.89
Fig. 5	31.89	33.21	33.46	34.36
Fig. 7	31.92	33.87	35.98	37.27

表 3.8 図 3.7 での各フィルタのパラメータ値

Table 3.8 Parameter values of each filter for Fig. 3.7

	BF	CBF	UCBF	CMF
α	0.21	0.09	0.08	0.09
β	0.0004	0.18	0.018	0.018
γ			0.024	0.001

3.5 結び

画像の雑音を除去する手法として、同じシーンを撮影した補助画像を援用するクロスモードフィルタを提案し、フラッシュ撮影、近赤外写真、適正露光写真などを補助画像とする例で実験して、提案法であるクロスモードフィルタのPSNRは、バイラテラルフィルタ、クロスバイラテラルフィルタ、更新クロスバイラテラルフィルタよりも高いことを実験で示した。

3.6 本章の参考文献

- [1] E. Eisemann and F. Durand, “Flash photography enhancement via intrinsic relighting”, ACM Trans. Graph., VOL. 23, no. 3, pp. 673-678, 2004.
- [2] 周溪陽, 常セン, 小野直樹, 浦浜喜一, “更新クロスバイラテラルフィルタによる画像の雑音除去”, 信学論, vol. J96-D, no. 1, pp. 258-261, 2013.
- [3] C. Tomasi and R. Manduchi, “Bilateral filtering for gray and color images”, Proc. ICCV, pp. 839-846, 1998.
- [4] 岡田正之, 浦浜喜一, “モードフィルタによるカラー画像のエッジ保存平滑化”, 信学論, vol. J81-A, no. 8, pp. 1189-1191, 1998.
- [5] J. van de Weijer and R. van den Boomgaard “Local mode filtering”, Proc. CVPR, pp. 428-433, 2001.

第 4 章

2 値係数バイラテラルフィルタによる画像の雑音除去

4.1 はじめに

エッジを保存して画像を平滑化するバイラテラルフィルタ (BF) [1] は、雑音除去能力や平滑化能力が高く、広範に応用されている [2], [3] が、計算量が多い。そのため、GPU の利用も含めた高速化が種々提案されてきている [4]。しかし、計算能力が低い機器では複雑な処理や GPU などに頼らず、処理を単純化するだけで計算時間を短縮するのも有用である。

本章では、そのような単純な高速化法として、BF の重み係数を 2 値化し、更にウィンドウ中の画素をサンプリングする手法が提案されている。この簡便法は、重み係数を 2 値化するので、平滑化性が高く、イラスト風画像のノンフォトリアリスティックレンダリング (NPR) に有用である。この 2 値係数バイラテラルフィルタの雑音除去能力を検証し、通常のバイラテラルフィルタよりも計算量が少なく、同程度の雑音除去性能を持つことを実験で示す。また、ウィンドウ中の画素をサンプリングして更に計算量を減らしても雑音除去性能はある程度保たれることも示す。

4.2 2 値係数バイラテラルフィルタ

入力画像の画素値を d_{ij} とすると、BF の出力は

$$f_{ij} = \frac{\sum_{l=-p}^p \sum_{m=-p}^p w_{ijlm} d_{i+l, j+m}}{\sum_{l=-p}^p \sum_{m=-p}^p w_{ijlm}} \quad (4.1)$$

である [1]。ここで $w_{ijlm} = e^{-\alpha(l^2+m^2) - \beta(d_{ij} - d_{i+l, j+m})^2}$ である。画素 (i, j) と $(i+l, j+m)$ 間のバイラテラル距離を $D_{ijlm} = \sqrt{\alpha(l^2 + m^2) + \beta(d_{ij} - d_{i+l, j+m})^2}$ とすると、 $w_{ijlm} = e^{-D_{ijlm}^2}$ であり、 D_{ijlm} が小さいと w_{ijlm} は 1 に近く、 D_{ijlm} が大きいと 0 に近づく。この指数関数重みは計算負荷が重い。

そこで、この重みを 2 値化して計算量を削減する手法が提案されている [5]。その 2 値係数バイラテラルフィルタでは、距離 D_{ijlm} の閾値を \sqrt{t} とし w_{ijlm} を

$$w'_{ijlm} = \begin{cases} 1 & D_{ijlm}^2 < t \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4.2)$$

と 2 値化して

$$f'_{ij} = \frac{\sum_{l=-p}^p \sum_{m=-p}^p w'_{ijlm} d_{i+l, j+m}}{\sum_{l=-p}^p \sum_{m=-p}^p w'_{ijlm}} \quad (4.3)$$

を出力する. この式(4.3)のプログラムは

```
Bunsi=0; bunbo=0;
```

```
for (l=-p; l<=p; l++) {
```

```
    for (m=-p; m<=p; m++) {
```

```
        if ( $\alpha(l^2 + m^2) + \beta(d_{ij} - d_{i+l, j+m})^2 < t$ )
```

```
            bunsi += d_{i+l, j+m};
```

```
            bunbo++;
```

```
        }
```

```
    }
```

```
f'_{ij} = bunsi / bunbo
```

のように簡単になる. また, $\alpha(l^2 + m^2) + \beta(d_{ij} - d_{i+l, j+m})^2 < t$ の両辺を定数倍して整数にすれば, d_{ij} は整数なので, 整数計算だけでできる(但し, 以下では実数のまま計算している).

この2値係数BF(BWBF)も, 空間距離と画素値が近い近傍画素だけの平均をとるので, 通常のBF同様にエッジを保存して細かい模様を平滑化する.

4.3 画素サンプリングによる高速化

このように重みを2値化するだけでも, 指数関数の分だけ計算量が減るが, ウィンドウ中の画素を間引けば, 計算量を更に減らせる. 例えば, l, m ともに q 個おきにサンプリングすると, $r=p/q$ として, 上記のプログラムは

```

Bunsi=0;bunbo=0;

for (u=-r;u<r;u++) {

    for (v=-r;v<r;v++) {

        if ( $\alpha(u^2 + v^2)q^2 + \beta(d_{ij} - d_{i+qu,j+qv})^2 < t$ )

            bunsi+= $d_{i+qu,j+qv}$ ;

        bunbo++;

    }

}

f'ij = bunsi / bunbo

```

となる.これはサンプリングBWBF (SBWBF)と呼ばれる[5].

4.4 実験

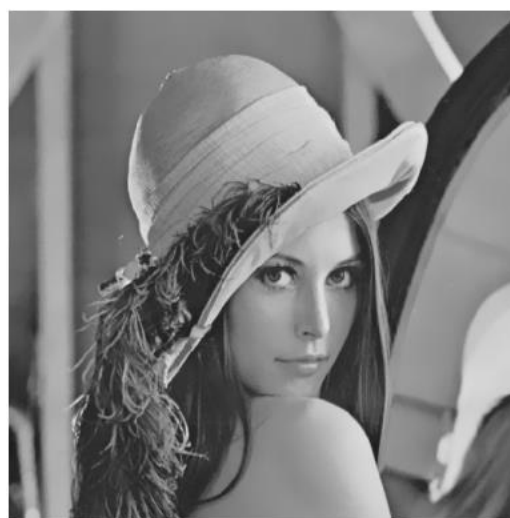
図4.1左の3つのモノクロ画像で実験した

4.4.1 通常のBF

図4.1の3つは通常のBFの出力である.細かい模様が均されている.NPRではBFを数回かけて平滑化を強める場合も多いが,ここでは基本処理の比較のためBFは1回だけにした. $P=12$, $a=0.01$, $\beta=0.01$ とした.計算時間(10回の平均値)は, lenaが7.85秒, lotusが14.35秒, goldhillが7.50秒である.計算環境は2.67GHz CPU, 4GBRAM, Windows7, C言語である.図4.1には入力画像からのPSNRも付記した.PSNRが小さいほど平滑化が強く, NPR効果が大きいいといえる.



(a) lena (512*512)



(b) BF (PSNR=41.07db)



(c) lotus (512*512)



(d) BF (PSNR=40.83db)



(e) goldhill (500*500)



(f) BF (PSNR=40.67db)

図4.1 通常のBFによる画像平滑化

Fig. 4.1 Image smoothing by normal BF

4.4.2 2値係数BF (BWBF)

係数を2値化すると元のBFからの誤差が生じる. 上述したように, BFがNPRに最適とは限らないので, この近似誤差は大きな問題とはならないが, この誤差は t の値で変わるので, t による誤差の変化を調べておく. 誤差は表1のように変化した. どの画像でも $t=2$ のときに誤差が最小 (PSNRが最大) になっている. $t=2$ と $t=5$ のときのBWBFの出力を図4.2に示す. $t=2$ よりも $t=5$ のほうが少し平滑化が強い. また, 細かい模様が増える lena<lotus<goldhillの順に誤差が大きく (PSNRが小さく) になっている. これはBWBFがBFよりも細かい模様の平滑化が強いためと考えられる. NPRでは細かい模様は平滑化して画像を単純化する (そのためにBFを複数回かける) ことが多いので, BWBFの強い平滑化作用はNPRに有用であると考えられる. なお, 以上では $p=12$, $a=\beta=0.01$ として t を変えてみた. 更に p を5から15, a, β を0.1 から0.001 の範囲で変えてみたが, PSNRが最大になる t は1.5 から2 の範囲で, ほとんどの場合 $t=2$ で最大になった. また, 画素の値域を $[0, 255]$ から $[0, 127]$ に縮めてもPSNRが最大になる t は変わらなかった. これはBFからの誤差であるが, NPRではある程度過度に平滑化したほうがよいので, 本稿では以下 $t=5$ とする (p は, 次節のサンプリングの実験のために, 約数が多い $p=12$ にする).

計算時間は図4.2 (a), (b)が2.89秒, (c), (d)が5.17秒, (e), (f)が2.75秒である. このように, BWBFはBFの指数関数の計算をなくしただけであるが, 計算時間がBFの1/3近くに短縮された.

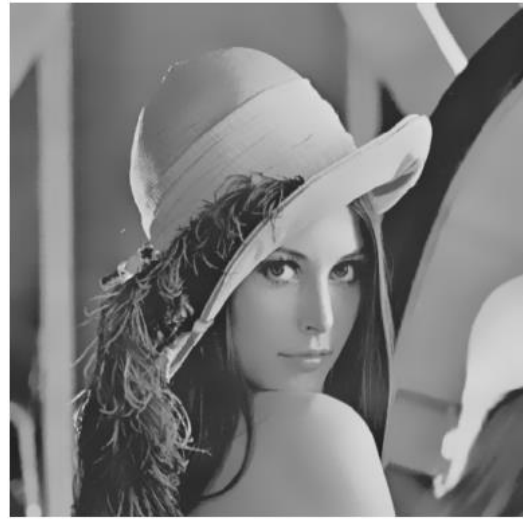
表4.1 係数2値化による誤差

Table 4.1 Errors by binarization of weights

t	0.5	1	1.5	2	2.5	3
lena	44.2	47.7	51.5	53.0	50.2	47.2
Lotus	43.7	47.2	50.8	52.8	50.0	47.1
Goldhill	43.5	47.0	50.6	52.4	49.7	46.5



(a) $t=2$



(b) $t=5$



(c) $t=2$



(d) $t=5$



(e) $t=2$



(f) $t=5$

図4.2 2値係数BF(BWBF)の出力

Fig. 4.2 Outputs of the binary coefficient BF (BWBF)

4.4.3 サンプリングBWBF (SBWBF)

次に3節のサンプリングBWBF (SBWBF)の計算時間を測った結果を表4.2に示す. 比較のためBFとBWBFの時間も右2列に付記した. このSBWBFのBWBFからの誤差 (PSNR) を表4.3に示す. このPSNRもlena>lotus>goldhillの順に高い. これは細かい模様が多いgoldhillではサンプリングによる誤差が大きいからと思われる. それでもq=6においてもPSNRは40dB以上あり, 誤差は画像では視認できないので, 視覚的な画質をほとんど損なわずに高速化できることが確認された. ちなみにq=6では, ウィンドウ中の25*25=625画素のなかの5*5=25画素だけをサンプリングしており, 625/25=25であるが, 表4.2の計算時間はBWBFの約1/17になっており, BFからは約1/47に短縮されている.

なお, 以上ではモノクロ画像で実験したが, カラー画像でP=12, $\alpha = \beta = 0.01$, t=5, q=6のSBWBFを5回反復してかけた結果を図4.3に示す. このような平滑化は, イラスト風画像のNPRに利用できると思われる. 図4.3の右側の画像から抽出したエッジを, それらの画像に上描きした簡便なイラスト風画像を図4.4に示す.

また, このような平滑化画像を入力画像の基調成分と考えれば入力画像に含まれる詳細成分を増幅するアンシャープマスキング (UM)にも利用できる. UMはNPR処理ではないが, 図4.3左の入力画像をd, 右の平滑化画像をfとすると, UM処理 $d + \sigma (d-f)$ の結果を図4.5の左側に示す. $\sigma = 1.5$ とした. ハローが生じることなく, 細かい模様が増幅されている. 比較のため, 通常のガウスフィルタによるUM ($\sigma = 1.5$)を図4.5の右側に示す. 通常のUMではエッジ周辺にハローが生じており, 明暗コントラストの強い画像になっているが, 図4.5左側の画像は色合いが柔らかく, 細かい模様が見やすい.

このような詳細成分増幅は, 対数明度の多重スケール平滑化によるコントラスト強調[7]にも応用できると思われる.

表4.2 SBWBFの計算時間 (秒)

Table4.2 Computational time for SBWBF

q	2	3	4	6	12	BWBF	BF
Lena	0.99	0.51	0.31	0.17	0.061	2.89	7.85
Lotus	1.77	0.89	0.57	0.30	0.11	5.17	14.35
Goldhill	0.96	0.47	0.30	0.16	0.061	2.75	7.50

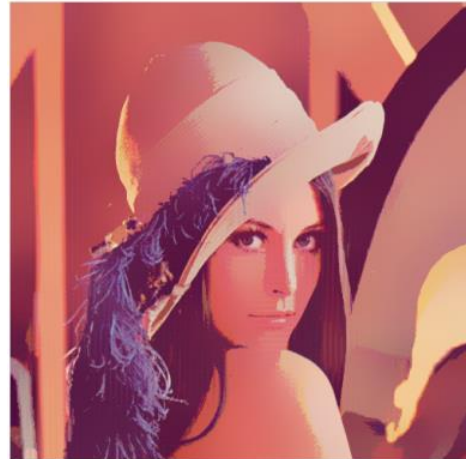
表4.3 BWBFからのPSNR

Table4.3 PSNR from BWBF

q	2	3	4	6	12
Lena	49.5	46.3	44.5	42.5	39.5
Lotus	49.1	46.1	44.3	42.3	39.4
Goldhill	49.1	45.7	43.6	41.2	38.6



(a) input



(b) output (time=2.39sec)



(c) input



(d) output (time=4.4sec)



(e) input



(f) output (time=2.33sec)

図4.3 カラー画像の反復5回の結果

Fig. 4.3 Results of 5 times iteration for color images



図4.4 イラスト風画像
Fig.4.4 Illustration-style images



(a) from Fig. 4.3



(b) standard



(c) from Fig. 4.3



(d) standard



(e) from Fig. 4.3



(f) standard

図4.5 アンシャープマスキング

Fig. 4.5 Unsharp masking

前のBWBFやSBWBFの平滑化能力と計算時間が実験され、通常のBFよりも高速に画像をイラスト風に平滑化することができ、簡単な機器でのNPR処理に有用なことが示された。ここでは、これらのフィルタの雑音除去能力を調べる。図4.1に示す3枚のモノクロ画像 (lena(500*500), lotus(800*600), goldhill(512*512))に、それぞれ標準偏差10と20のガウス雑音を加えた画像をフィルタへの入力画像とした。図4.6には、それら雑音重畳画像のPSNRも付記している。以下の実験では、式(4.1)の p は6(すなわちウィンドウ幅は13)とした。



(a) lena (500*500)



(b) lenan10 (31.22dB)



(c) lenan20 (24.96dB)



(d) lotus (800*600)



(e) lotusn10 (31.36dB)



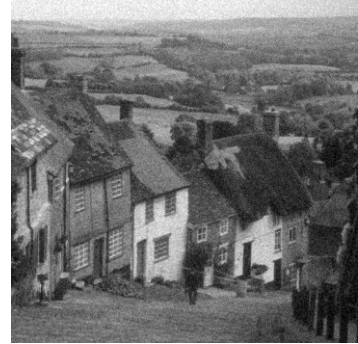
(f) lotusn20 (25.34dB)



(g) goldhill (512*512)



(h) goldhilln10 (31.24dB)



(i) goldhilln20 (24.93dB)

图4.6 入力画像

Fig. 4.6 Input images

これらの画像でのBF, BWBF, SBWBFの計算時間(10回の平均)を表4.4に示す. 計算環境は2.67GHzCPU, 4GB RAM, Windows7, C言語である. BWBFはBFの指数関数の計算をなくしただけであるが, 計算時間がBFの1/3以下に短縮された. 更にSBWBFでは, $q=2$ のときBFの1/10以下, $q=3$ で1/20以下, $q=6$ だと1/50近くに短縮された.

表4.4 計算時間(秒)

Table4.4 Computational time (seconds)

	BF	BWBF	SBWBF		
			q=2	q=3	q=6
Lena	2.304	0.655	0.215	0.114	0.048
Lotus	4.420	1.253	0.410	0.214	0.087
Goldhill	2.417	0.696	0.234	0.116	0.050

BFの高速化法はこれまでに種々提案されている[4], [6]~[11]が, 多くの手法はオーバーヘッドが大きく, ウィンドウサイズが大きくなると効果が表れない. 実際, 文献[11]の図13を見ると重み分解フィルタ[6], [8]が最も速い(文献[11]も画素のサンプリングを利用しているが, サンプリングパターンが複雑である. 本提案法では単純に格子状にサンプリングしている). 重み分解フィルタは本稿の提案法と同様にアルゴリズムが単純である. 重み分解フィルタは, 重みをx方向とy方向に分解するので, 計算量が $2/(ap+1)$ に減る(BFの計算量はウィンドウの面積 $(2p+1)^2$ に比例し, 重み分解フィルタはウィンドウ幅 $2p+1$ の1次元フィルタを2回かけるので計算量は $2(2p+1)$ に比例する). 本稿での $p=6$ では計算時間は約1/6になる. また, 重みの対称性に基づく手法[9]も単純であるが, 1/2にしか短縮できない. 本稿のSBWBFは $q=2$ のときに1/10以下に短縮されているので, これらの従来法よりも高速であり, アルゴリズムももっとも単純である. 例えば, 景ら[12]の手法は上記と同じ画像とウィンドウサイズで通常のBFの約10倍高速化されているが, 本提案法は上記のように $q=2$ で10倍, $q=3$ で20倍, $q=6$ だと50倍高速である. またBanterleら[15]の手法は法提案法同様にサンプリングを利用するが, 指数関数重みのままなので本提案法よりも遅い. 但し, PSNRは本提案法よりもBanterleら[15]のほうが高い. しかし, 上でも述べたように本提案法は主にイラストなどのNPRへの利用を想定しているので, PSNRが低いことは問題にはならない.

4.5 雑音除去性能

図4.6の画像について, BWBFとSBWBFの雑音除去性能をBFと比較した. $p=6$ とし, a と b は, 標準偏差が10と20のそれぞれについて, BFのPSNRが高い値を2組ずつ選んで実験した. SBWBFを実験する前に, BWBFについて t の値を変えてPSNRの変化を調べた. 結果を表5～表8に示す. 太字は各行での最大値である. PSNRが最大になる t の値は a と b の値によって変わるが, 多くの場合, 前報[5]と同じく t が2か2.5辺りでPSNRが最大になっているので, $t=2$ の場合と $t=2.5$ の場合でSBWBFのPSNRを測った.

表4.5 BWBFのPSNR($a=0.05, b=0.005$)

Table4.5 PSNR (dB) of BWBF ($a=0.05, b=0.005$)

t	1	1.5	2	2.5	3	3.5	4
Lenan10	33.48	34.18	34.59	34.76	34.77	34.62	34.40
Lotusn10	33.58	34.25	34.60	34.69	34.63	34.41	34.16
Goldhilln10	33.21	33.74	33.96	33.98	33.85	33.58	33.26

表4.6 BWBFのPSNR($a=0.01, b=0.005$)

Table4.6 PSNR (dB) of BWBF ($a=0.01, b=0.005$)

t	1	1.5	2	2.5	3	3.5	4
Lenan10	33.68	34.39	34.54	34.44	34.19	33.89	33.61
Lotusn10	33.76	34.37	34.43	34.25	33.97	33.64	33.35
Goldhilln10	33.23	33.67	33.63	33.41	33.07	32.69	32.34

表4.7 BWBFのPSNR(a=0.05, b=0.001)

Table4.7 PSNR (dB) of BWBF (a=0.05, b=0.001)

t	1	1.5	2	2.5	3	3.5	4
Lenan20	28.59	29.77	30.52	30.85	30.89	30.69	30.38
Lotusn20	28.87	29.86	30.35	30.44	30.29	29.97	29.17
Goldhilln20	28.38	29.40	29.94	30.08	29.94	29.59	29.58

表4.8 BWBFのPSNR(a=0.05, b=0.0005)

Table4.8 PSNR (dB) of BWBF (a=0.05, b=0.0005)

t	1	1.5	2	2.5	3	3.5	4
Lenan20	30.76	31.26	31.06	30.57	29.97	29.37	28.80
Lotusn20	30.68	30.86	30.46	29.84	29.11	28.06	27.72
Goldhilln20	30.33	30.53	30.11	29.46	28.73	28.39	27.49

t=2とt=2.5のときのSBWBFのPSNRを表4.9～表4.14に示す。BFとBWBFのPSNRも付記している。細かいテクスチャはlena<lotus<goldhillの順に増えていくので、これらの表では、この順番にPSNRが低くなっている。

これらの表のt=2.5の最初の行、すなわちlenan10, lotusn10, goldhilln10ではa=0.05, b=0.005の場合, Lenan20, lotusn20, goldhilln20ではa=0.05, b=0.001の場合の出力画像を図4.7～図4.12に示す。

表4.9～表4.14のように、BWBFはBFよりもPSNRが高い場合がある。PSNRが視覚的な画質に正確に対応しているとは限らないが、例えば図4.7～図4.12に見られるように、BWBFのほうがBFよりも平滑化が強いためと思われる。従ってBWBFのほうが雑音が減っており、視覚的な印象も良い。しかし、雑音が多いLenan20, lotusn20, goldhilln20では、SBWBFはサンプリングによる雑音が生じており、そのためq=3ではPSNRが低下している。

表4.9 lenan10でのPSNR

Table4.9 PSNR (dB) for lenan10

t=2	BF	BWBF	SBWBF		
			q=2	q=3	q=6
a=0.05, b=0.005	34.56	34.59	33.92	33.17	31.36
a=0.01, b=0.005	34.26	34.54	34.08	33.62	32.63
t=2.5	BF	BWBF	SBWBF		
			q=2	q=3	q=6
a=0.05, b=0.005	34.56	34.76	34.17	33.45	31.82
a=0.01, b=0.005	34.26	34.44	34.01	33.55	32.62

表4.10 lenan20でのPSNR

Table4.10 PSNR (dB) for lenan20

t=2	BF	BWBF	SBWBF		
			q=2	q=3	q=6
a=0.05, b=0.005	30.25	30.52	29.74	28.69	25.29
a=0.01, b=0.005	31.02	31.06	30.34	29.31	25.68
t=2.5	BF	BWBF	SBWBF		
			q=2	q=3	q=6
a=0.05, b=0.005	30.25	30.85	30.13	29.00	26.37
a=0.01, b=0.005	31.02	30.57	30.09	29.38	27.28

表4.11 lotusn10でのPSNR

Table4.11 PSNR (dB) for lotusn10

t=2	BF	BWBF	SBWBF		
			q=2	q=3	q=6
a=0.05, b=0.005	34.55	34.60	33.93	33.22	31.48
a=0.01, b=0.005	34.23	34.43	33.97	33.52	32.51
t=2.5	BF	BWBF	SBWBF		
			q=2	q=3	q=6
a=0.05, b=0.005	34.55	34.69	34.11	33.43	31.89
a=0.01, b=0.005	34.23	34.25	33.84	33.38	32.45

表4.12 lotusn20でのPSNR

Table4.12 PSNR (dB) for lotusn20

t=2	BF	BWBF	SBWBF		
			q=2	q=3	q=6
a=0.05, b=0.005	30.11	30.35	29.61	28.66	25.63
a=0.01, b=0.005	30.50	30.46	29.81	28.93	25.98
t=2.5	BF	BWBF	SBWBF		
			q=2	q=3	q=6
a=0.05, b=0.005	30.11	30.44	29.80	28.86	26.58
a=0.01, b=0.005	30.50	29.84	29.44	28.92	27.22

表4.13 goldhill10でのPSNR

Table4.13 PSNR (dB) for goldhill10

t=2	BF	BWBF	SBWBF		
			q=2	q=3	q=6
a=0.05, b=0.005	33.96	33.96	33.38	32.70	31.29
a=0.01, b=0.005	33.61	33.63	33.29	32.92	31.99
t=2.5	BF	BWBF	SBWBF		
			q=2	q=3	q=6
a=0.05, b=0.005	33.96	33.98	33.52	32.95	31.54
a=0.01, b=0.005	33.61	33.41	33.11	32.75	31.90

表4.14 goldhill20でのPSNR

Table4.14 PSNR (dB) for goldhill20

t=2	BF	BWBF	SBWBF		
			q=2	q=3	q=6
a=0.05, b=0.005	29.75	29.94	29.26	28.33	25.20
a=0.01, b=0.005	30.21	30.11	29.54	28.73	25.53
t=2.5	BF	BWBF	SBWBF		
			q=2	q=3	q=6
a=0.05, b=0.005	29.75	30.08	29.51	28.61	26.15
a=0.01, b=0.005	30.21	29.46	29.15	28.75	27.03



(a) BF (34.56dB)



(b) BWBF (34.76dB)



(c) $q=2$ (34.17dB)



(d) $q=3$ (33.45dB)

図4.7 lena10での出力画像($t=2.5$)
Fig. 4.7 Output images for lena10 ($t = 2.5$)



(a) BF (30.25dB)



(b) BWBF (30.85dB)



(c) $q=2$ (30.13dB)



(d) $q=3$ (29.00dB)

図4.8 lena20での出力画像 ($t=2.5$)

Fig. 4.8 Output images for lena20 ($t = 2.5$)



(a) BF (34.55dB)



(b) BWBF (34.69dB)



(c) $q=2$ (34.11dB)



(d) $q=3$ (33.43dB)

図4.9 lotusn10での出力画像 ($t=2.5$)
Fig. 4.9 Output images for lotusn10 ($t = 2.5$)



(a) BF (30.11dB)



(b) BWBF (30.44dB)



(c) $q=2$ (29.80dB)



(d) $q=3$ (28.86dB)

図4.10 lotusn20での出力画像($t=2.5$)

Fig. 4.10 Output images for lotusn20 ($t = 2.5$)



(a) BF (33.96dB)



(b) BWBF (33.98dB)



(c) $q=2$ (33.52dB)



(d) $q=3$ (32.95dB)

図4.11 goldhill10での出力画像 ($t=2.5$)
Fig. 4.11 Output images for goldhill10 ($t = 2.5$)



(a) BF (29.75dB)



(b) BWBF (30.08dB)



(c) $q=2$ (29.51dB)



(d) $q=3$ (28.61dB)

図4.12 goldhill20での出力画像 ($t=2.5$)

Fig. 4.12 Output image for goldhill20 ($t = 2.5$)

4.6 むすび

バイラテラルフィルタの重み係数を2値化して高速化する手法を提案し、画素をサンプリングして計算時間を更に短縮した。本手法はNPRへの応用を主目的としたので、画像を強く平滑化した。そして、このイラスト風画像の生成用に提案された2値係数バイラテラルフィルタの雑音除去能力を調べ、計算量を減らしても雑音除去性能はある程度保たれることを示した。2値係数バイラテラルフィルタの特長はアルゴリズムの単純さであり、簡単な機器への実装に適している。しかし、雑音が多いとサンプリングによる雑音が生じてくるので、サンプリングポイントの構成を工夫して雑音を減らすのが今後の課題である。

4.7 本章の参考文献

- [1] C.Tomasi and R.Manduchi, “Bilateral filtering for gray and color images ” , Proc. ICCV, pp. 839-846, 1998.
- [2] H. Winnemoller, S. C. Olsen and B. Gooch, “Real-time video abstraction” , ACM Trans. Graph. , vol.25, no. 3, pp. 1221-1226, 2006.
- [3] J. Fischer, D. Bartz and W. Strasser, “Stylized augmented reality for improved immersion ”, Proc. VR, pp. 195-202, 2005.
- [4] H. Kang, S. Lee and C. K. Chui, “Flow-based image abstraction” , IEEE Trans. Vis. Comput. Graph. , vol. 15, no. 1, pp. 62-76, 2009.
- [5] H. Winnemoller, “XDoG:advanced image stylization with eXtended Difference-of-Gaussians” , Proc. NPAR, pp. 147-156, 2011.
- [6] J. Chen, S. Paris and F. Durand, “Real-time edge-aware image processing with the bilateral grid” , ACM Trans. Graph. , vol. 26, no. 3, article 103, 2007.
- [7] 井上光平, 浦浜喜一, “多重スケール非線形平滑化によるコントラスト強調” , 信学論, vol. J83-A, no. 6, pp. 831, 2000.

- [8] Z. Farbman, R. Fattal, D. Lischinski and R. Szeliski, “Edge preserving decompositions for multi-scale tone and detail manipulation”, *ACM Trans. Graph.*, vol. 27, no. 3, article 67, 2008.
- [9] 張宇, 浦浜喜一, “2値係数バイラテラルフィルタによる画像の計算量軽減平滑化”, *信学技報*, 2013-68, pp. 39-42, 2013.
- [10] T. Q. Pham and L. J. van Vliet, “Separable bilateral filtering for fast video preprocessing”, *Proc. ICME*, pp. 454-457, 2005.
- [11] B. Weiss, “Fast median and bilateral filtering”, *ACM Trans. Graph.*, vol. 25, no. 3, pp. 519-526, 2006
- [12] 景琳琳, 浦浜喜一, “重みの空間方向分解による非線形フィルタの高速化”, *信学論*, vol. J89-A, no. 2, pp. 175-178, 2006.
- [13] 井上光平, 浦浜喜一, “重みの対称性に基づくバイラテラルフィルタの高速化”, *信学論*, vol. J93-D, no. 2, pp. 148-151, 2010.
- [14] E. Elboher and M. Werman, “Cosine integral images for fast spatial and range filtering”, *Proc. ICIP*, pp. 89-92, 2011.
- [15] F. Banterle, M. Corsini, P. Cignoni and R. Scopigno, “A low-memory, straightforward and fast bilateral filter through subsampling in spatial domain”, *Comput. Graph. Forum*, vol. 31, no. 1, pp. 19-32, 2012.

第 5 章

画像のハーフトーニングと逆ハーフトーニングの反復改善法

5.1 はじめ

ハーフトーニング (halftoning: HT) は、視覚的なぼけを利用した画像2値化法であり、誤差拡散による HT には Floyd-Steinberg 法など多くの手法がある。これらの基本的な HT ではエッジが少しぼけるので、エッジを強調する改善法も提案されている [1], [2]。連続階調画像の画素値を並べたベクトルを \mathbf{a} とし、HT を $\mathbf{b} = H(\mathbf{a})$ と表す。 \mathbf{b} は2値画像である。また、2値画像を連続階調画像に戻す逆HTにも種々のアルゴリズムが提案されている [3] ~ [5]。逆HTを $\mathbf{a} = I(\mathbf{b})$ と表す (I は inverse の略)。

しかし、これらの HT や逆HTのアルゴリズムは基となる視覚的なぼけとの関係が不明瞭である。本稿では、HT や逆HTが利用している視覚的なぼけ、すなわち「離れてHT画像を見ると連続階調画像に見える」という原理に基づいてHTと逆HTを定式化する。このぼかし写像を $B(\mathbf{b})$ とする。人間のぼかし写像は正確にはモデル化されていないが、本稿では疑似的に $B(\mathbf{b}) = BF(GF(\mathbf{b}))$ 、すなわち \mathbf{b} にガウスフィルタ (GF) をかけてからバイラテラルフィルタ (BF) [6] をかけたのが $B(\mathbf{b})$ とする。最初にGFをかけるのは、2値画像にBFをかけても変化しないからであり、GFの後にBFをかけるのはGFだけだとエッジがぼけ過ぎるからである。このぼかし写像は逆HTにも利用できる。すなわち $I(\mathbf{b}) = B(\mathbf{b}) = BF(GF(\mathbf{b}))$ は簡便な逆HT法である。

本稿では、このように視覚的なぼかし写像に基づいてHTと逆HTを定式化し、反復解法を示す。本提案法では、通常のHTを反復するだけでエッジ強調改善HT法に似た結果を得ることができる。また、通常の逆HTを反復することにより、その逆HT法を改善した結果を得ることができる。このように、通常のHTや逆HTを反復するだけで、それらを改善した結果が得られるのが本提案法の特長である。

5.2 HTの反復改善

まず, HTについて考える. HTでは階調画像 a が与えられ, それを2値化する. a を2値画像 b にHTする際, 理想的な2値画像は $B(b) = a$ を満たす b である. しかし, b は離散値なので, この式を解いて b を直接求めるのは困難である. そこでここでは, あるHT処理 $H(\cdot)$ により $b = H(x)$ と表し, $B(H(x)) = a$ を満たす連続階調画像 x を求め, それにより理想的な2値画像 $b = H(x)$ を得ることとする. これは逆フィルタ問題であり, 逆BFの反復解法[7]に倣って

$$\mathbf{x}^{(\varepsilon+1)} = \mathbf{x}^{(\varepsilon)} - B(H(\mathbf{x}^{(\varepsilon)})) + a \quad (5.1)$$

で解を求める. $\varepsilon (= 0, 1, 2, \dots)$ は反復回数であり, 初期値は $\mathbf{x}^{(0)} = a$ とする. また上記のように $B(\cdot) = BF(GF(\cdot))$ とする. B は平滑化フィルタなので, 逆BF同様に式(5.1)は収束する.

例として, 図5.1(a)のlenaを入力画像 a として実験した. Floyd-Steinbergの誤差拡散法を H とした. $H(a)$ を図5.1(b)に示す.

$B(H(x^{(\varepsilon)}))$ と a とのPSNRを表1に示す. PSNRは単調に増加し, 次第に収束している. すなわち $H(x^{(\varepsilon)})$ は $B(b) = a$ を満たす b に近づいている. ここでは, PSNRの変化がPSNR値の1%以下になった回数で止めた. $B(H(x^{(0)})) = B(H(a))$ を図5.2に示す. 図5.1(a)よりもぼけており, $B(H(a)) \neq a$ である. すなわち, $B \neq H^{-1}$ である. $H(x^{(4)})$ を図5.3(a)



(a) Lena (512*512)

(b) HT of (a)

図5.1 階調画像(a)のHT(b)

Fig. 5.1 HT(b) of grayscale image (a)

表5.1 式(5.1)の反復による $B(H(x^{(\varepsilon)}))$ と a のPSNRの変化

Table 5.1 Variation in PSNR between $B(H(x^{(\varepsilon)}))$ and a with iteration of eq. (5.1)

ε	0	1	2	3	4
PSNR	28.08	30.21	31.40	32.05	32.33

に、 $B(H(x^{(4)}))$ を図5.3(b)に示す。図5.3(b)は、図5.2よりもぼけが減って図5.1に近づいている。 $B(H(x^{(4)}))$ のほうが $B(H(a))$ よりも a に近いということは、離れて見ると $H(a)$ よりも $H(x^{(4)})$ のほうが a に似ている、すなわち $H(x^{(4)})$ は $H(a)$ よりも改善されているといえる。また、図5.3(a)は、図5.1(b)よりもエッジが強調されている。これは、 B によるエッジのぼけが、式(5.1)によって補填されているためである。すなわち、本反復法によってHTが改善され、エッジ強調誤差拡散法[1], [2]と似た効果が得られる。他の画像例を図5.4に示す。図5.4(a)が入力画像 a , (b)が $H(a)$, (c)は $H(x^{(4)})$ である。図5.3と同様に、図5.4(c)は(b)よりもエッジが強調されている。

5.3 逆HTの反復改善

次に、逆HTについて考える。逆HTでは2値画像 b が与えられ、理想的な平滑化画像は $H(a)=b$ を満たす階調画像 a である。しかし、これは解析的には解けない。そこで、ここでは

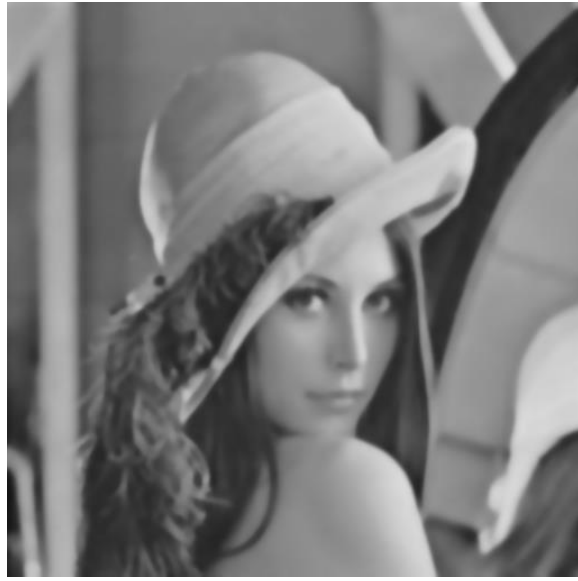


図5.2 B (H (a))



(a) $H(x^{(4)})$



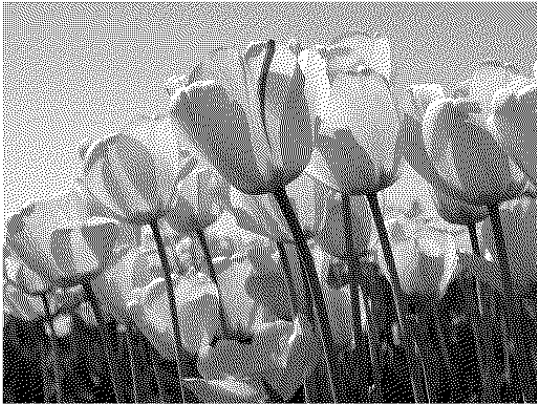
(b) $B(H(x^{(4)}))$

図5.3 式(5.1)の反復解

Fig. 5.3 Iterative solution of eq. (5.1)



(a) image a(512*384)



(b) $H(\mathbf{a})$



(c) $H(\mathbf{x}^{(4)})$

図5.4 他の画像例

Fig5.4 Another example image

$B(H(\mathbf{x}))=B(\mathbf{b})$ を満たす \mathbf{x} を求めることにする.すなわち, \mathbf{x} を2値化した $H(\mathbf{x})$ と \mathbf{b} とが,離れて見ると同じに見えるような階調画像 \mathbf{x} を求める.以下に示すように, $B(\mathbf{b})$ を簡便な逆HT法とした場合, \mathbf{x} は $B(\mathbf{b})$ を改善した階調画像になる. $B(H(\mathbf{x}))=B(\mathbf{b})$ を解く反復法は

$$\mathbf{x}^{(\varepsilon+1)}=\mathbf{x}^{(\varepsilon)}-B(H(\mathbf{x}^{(\varepsilon)}))+B(\mathbf{b}) \quad (5.2)$$

である.初期値は $\mathbf{x}^{(0)}=B(\mathbf{b})$ とする.また,ここでも $B(\cdot)=BF(GF(\cdot))$ とする.式(5.1)同様に,式(5.2)も収束する. $\mathbf{x}^{(0)}=B(\mathbf{b})=BF(GF(\mathbf{b}))$ 図5.1(b)を入力画像 \mathbf{b} として式(5.2)を反復した.初期値は図5.2である.上にも述べたように図5.2は図5.1(a)よりもぼけている.すなわち, $B(\cdot)=BF(GF(\cdot))$ は簡便な逆HT法ではあるが,復元誤差は大きい. $B(H(\mathbf{x}^{(\varepsilon)}))$ と $B(\mathbf{b})$ とのPSNRの変化を表5.2に示す.PSNRは単調に増加し,次第に収束している.すなわち $\mathbf{x}^{(\varepsilon)}$ は $B(H(\mathbf{x}))=B(\mathbf{b})$ を満たす \mathbf{x} に近づいている.この例でも4回目の反復でPSNRの変

化がPSNR値の1%以下になった. この $\mathbf{x}^{(\varepsilon)}$ と図5.1(a)とのPSNRを表3に示す. このPSNRも次第に増えており, 逆HTの復元誤差が減っている. $\mathbf{x}^{(4)}$ を図4.5に示す. 図5.2よりも図5.5のほうが図5.1(a)に近づいている. すなわち, 基の逆HT(今の場合は

表5.2 式(5.2)の反復による $B(H(\mathbf{x}^{(\varepsilon)}))$ と $B(b)$ のPSNRの変化

Table 5.2 Variation in PSNR between $B(H(\mathbf{x}^{(\varepsilon)}))$ and $B(b)$ with iteration of eq. (5.2)

ε	0	1	2	3	4
PSNR	34.28	42.23	46.33	48.76	49.25

表5.3 式(5.2)の反復による $\mathbf{x}^{(\varepsilon)}$ と図5.1(a)のPSNRの変化

Table 5.3 Variation in PSNR between $\mathbf{x}^{(\varepsilon)}$ and Fig5.1 with iteration of eq. (5.2)

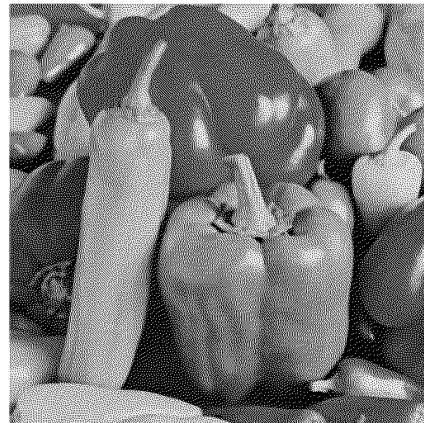
ε	0	1	2	3	4
PSNR	27.95	29356	30.69	31.40	31.67



図5.5 式(5.2)での $x^{(4)}$
Fig. 5.5 $x^{(4)}$ in eq. (5.2)



(a) peppers (510*510)



(b) HT of (a)



(c) $x^{(0)}$



(d) $x^{(4)}$

図5.6 別の画像例
Fig. 5.6 Another example image

$B(\cdot)=BF(GF(\cdot))$ を反復することにより，復元誤差が改善されている。

この画像(lena)での従来の逆HT法のPSNRは，Kiteら[3]が31.3dB，Chungら[4]が31.34dB，Ho[5]が31.57.dBであり，本提案法(31.67dB)はそれらよりも復元性能が高い。

別の画像での実験結果を図5.6に示す。図5.6(a)が階調画像，(b)がFloyd-SteinbergによるHT画像，(c)が $\mathbf{x}^{(0)}$ ，(d)が $\mathbf{x}^{(4)}$ である。図5.6(a)からのPSNRは，(c)が27.82dB，(d)が31.74dBであり，式(5.2)の反復により改善されている。この画像(peppers)での従来の逆HT法のPSNRは，Kiteら[3]が31.4dB，Chungら[4]が31.04dB，Ho[5]が31.63dBであり，本提案法(31.74dB)はそれらよりも復元性能が高い。

なお，以上の実験では反復4回でPSNRの変化が1%以下になったが，この収束回数は画像によって変わると考えられ，また1%という数値にも明確な根拠はないが，反復を増やすと計算量が増えるので，本稿ではこの反復停止条件とした。

以上ではHTの一手法であるFloyd-Steinberg法について実験したが，その他のStucki法やBurkes法でも同様な結果が得られた。また，ここでは簡単のため視覚によるボケを $B(\cdot)=BF(GF(\cdot))$ で模擬したが，他の逆HT法 $I(\cdot)$ を式(5.2)のBに置き換えれば，その逆HT法を改善した結果を得ることができる。

5.4 むすび

ハーフトーニングや逆ハーフトーニングを視覚的ぼけフィルタに基づいて定式化し，反復解法を示した。本提案法の特徴は，基のハーフトーニング処理や逆ハーフトーニング変換を繰り返すだけで，それらを改善した結果が得られることである。ここでは視覚的ぼけを単純な平滑化フィルタで近似したが，心理モデルに基づく高精度なフィルタで実験するのが今後の課題である

5.5 本章の参考文献

- [1] X. Li, “Edge-directed error diffusion halftoning”, IEEE Sig. Process Lett., vol. 13, no. 11, pp. 688-690, 2006.
- [2] J. Chang, B. Alain and V. Ostromoukhov, “Structureaware error diffusion”, ACM Trans. Graph., vol. 28, no. 5, article 162, 2009.

- [3] T. D. Kite, N. D. Venkata, B. L. Evans, A. C. Bovik, “A Fast, high-quality inverse halftoning algorithm for error diffused halftones”, IEEE Trans. Image Process., vol. 9, pp. 1583–1592, 2000.
- [4] K. Chung and S. Wu, “Inverse halftoning algorithm using edge-based lookup table approach”, IEEE Trans. Image Process., vol. 14, no. 10, pp. 1583–1589, 2005.
- [5] K. Ho, “Inverse error-diffusion using iterated conditional modes”, Displays, vol. 30, no. 4–5, pp. 175–184, 2009.
- [6] C. Tomasi and R. Manduchi, “Bilateral filtering for gray and color images”, Pro. ICCV, pp. 839–846, 1998.
- [7] 常セン, 浦浜喜一, “逆バイラテラルフィルタによるジャギーエッジの平滑化”, 信学論, vol. J96-D, no. 4, pp. 1079–1082, 2013.

第 6 章

色相を保存するバイラテラルフィルタによる画像平滑化と鮮鋭化

6.1 はじめに

画像平滑化を最尤推定や最大事後確率推定とみると、平滑化フィルタは最適化問題として定式化される。ガウスフィルタ (GF) やバイラテラルフィルタ (BF) など多くがこの範疇に入る。これらのフィルタの最適化問題は無制約である。本稿では新しいタイプのフィルタとして、制約条件が付く最適化問題として定式化されるものを考え、例として色相を保存するBFを示す。

色相の保存は画像変換において重要である。トーンカーブ (TC) やヒストグラム均等化 (HE) による変換は各画素ごとに色が変わるので、色座標のみの変換として解析できる [2], [3] が、フィルタの平均操作では周囲の画素の色相が混ざるので、画素を個別には扱えない。これはフィルタを利用する鮮鋭化、例えばアンシャープマスキング (UM) でも同じである。

従って平滑化やUMでは、TCやHEでの色相保存法 [2], [3] とは異なる手法が必要である。一手法として、色座標系を変換してからフィルタ処理する方法が考えられるが、HSIなどの極座標系では彩度がR, G, Bの非線形関数なので、色相を固定して明度と彩度を平滑化するとき、GFやBFなどの直交座標系でのフィルタは適用できない。本稿で提案するフィルタは、直交色座標系の一つである宮崎らの I_x, I_y, I_z 座標 [4] を用いる。本提案法は直交座標系フィルタであるにも関わらず、後述するようにHSIのような極座標系での色相が保存されるのが保証される。すなわち本提案法はNaikらの色相保存条件 [2] を満たす。

YCbCrやCIE- $L^*a^*b^*$ などの直交色座標系にも本提案法は適用できるが、以下の理由で本稿では I_x, I_y, I_z 座標系を選んだ。まず、YCbCrは I_x, I_y, I_z と同じく線形変換であり、Naikらの色相保存条件も満たすが、3座標軸の直交性が低い。 $L^*a^*b^*$ は直交性が最も高いが、変換が非線形で計算量が少し多くNaikらの色相保存条件の解析的な検証が困難である。 I_x, I_y, I_z 座標はYCbCr同様に変換が線形で計算が単純であり、Naikらの色相保存条件が理論的に保証され、色座標軸の直交性も比較的高い。

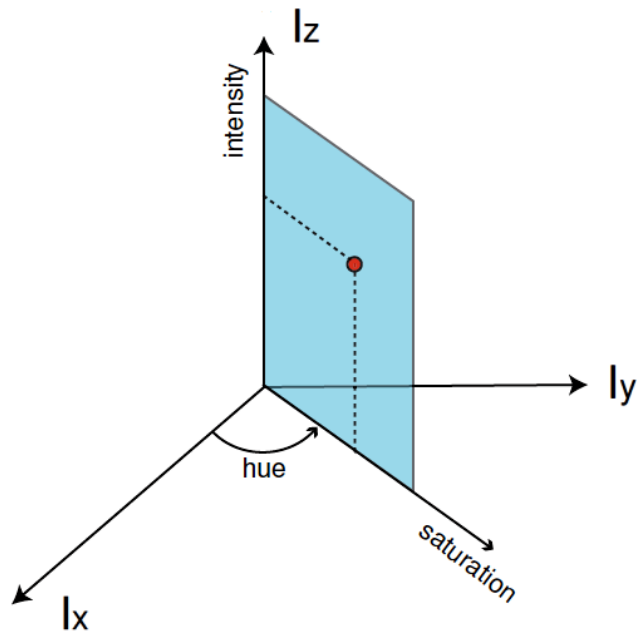


図6.1 I_x, I_y, I_z 座標系での色相
Fig. 6.1 Hue in I_x, I_y, I_z coordinate system

宮崎らの I_x, I_y, I_z 座標系では、色相は図6.1のように I_x 軸からの角度で表される。すなわち I_x / I_y が一定の面(図6.1の水色)上では色相は同じである。なお、本稿では I_x, I_y, I_z を x, y, z (入力画像での値は X, Y, Z)と略記する。

本章では、最適化問題によるフィルタの定式化に基づいて、制約付き最適化問題から色相保存BFを導き、それを色相保存画像鮮鋭化に利用する。本章での定式化はGFやBFなど一般的な直交座標系でのフィルタに適用できるが、本章後半での画像鮮鋭化ではGFによるUMは強いエッジの周辺にハローを生じるので、そのようなハローが生じないBFを本稿では用いる。BFによるUMは、強いエッジでのハローを生じることなく、テクスチャなどの模様を鮮鋭化することができる。なお、本章で用いるのはUMではなく、逆フィルタであるが、逆GFはパラメータ値が不適切だとUM同様にハローを生じる。逆BFでは強いエッジを少し弱めてしまうが、強いエッジは元々鮮明なので、それ以上に鮮明化する必要性は低く、エッジよりも変化が小さいテクスチャを増幅するのが鮮鋭化の主用途として求められる。なお、逆BFでは、BFによるUMで強いエッジで発生する反転層は生じない。

6.2 色座標変換

入力画像の画素(i, j)の色を R_{ij}, G_{ij}, B_{ij} とする. まず, これらを

$$\begin{pmatrix} X_{ij} \\ Y_{ij} \\ Z_{ij} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & -1/2 & -1/2 \\ 0 & \sqrt{3}/2 & -\sqrt{3}/2 \\ 1/3 & 1/3 & 1/3 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R_{ij} \\ G_{ij} \\ B_{ij} \end{pmatrix} \quad (6.1)$$

と変換する[4]. これは線形変換であり, 非線形のCIE-L*a*b*座標系よりも計算が簡単である. また, 後述するようにNaikらの色相保存条件[2]も理論的に保証される.

6.3 通常 of BF

BFの出力 x_{ij}, y_{ij}, z_{ij} は, 無制約最適化問題

$$\min \sum_{l=-p}^p \sum_{m=-p}^p w_{ijlm} [(x_{ij} - X_{i+l,j+m})^2 + (y_{ij} - Y_{i+l,j+m})^2 + (z_{ij} - Z_{i+l,j+m})^2] \quad (6.2)$$

の解である. ここで

$$w_{ijlm} = e^{-\alpha(l^2+m^2) - \beta(X_{ij} - X_{i+l,j+m})^2} * e^{-\beta[(Y_{ij} - Y_{i+l,j+m})^2 + (Z_{ij} - Z_{i+l,j+m})^2]} \quad (6.3)$$

である.

式(6.2)の w_{ijlm} 以降は $[x_{ij}, y_{ij}, z_{ij}]$ と $[X_{i+l,j+m}, Y_{i+l,j+m}, Z_{i+l,j+m}]$ とのユークリッド距離の2乗であり, このことから式(6.2)は直交座標系でのフィルタである.

式(6.2)の目的関数を x_{ij} と y_{ij} と z_{ij} それぞれで微分して0とおけば

$$\begin{aligned} x_{ij} &= \sum_{l,m} w_{ijlm} X_{i+l,j+m} / \sum_{l,m} w_{ijlm} \\ y_{ij} &= \sum_{l,m} w_{ijlm} Y_{i+l,j+m} / \sum_{l,m} w_{ijlm} \\ z_{ij} &= \sum_{l,m} w_{ijlm} Z_{i+l,j+m} / \sum_{l,m} w_{ijlm} \end{aligned} \quad (6.4)$$

となる。これが通常のBFの出力である。なお、式(6.3)で $\beta=0$ とすればフィルタはGFとなり、本章の議論がそのまま適用できるが、上述したように本章では鮮鋭化でのハローが生じないBFを用いる。

6.4 色相保存BF

色相を保つ制約条件 $x_{ij}/y_{ij} = X_{ij}/Y_{ij}$ すなわち $Y_{ij}x_{ij} - X_{ij}y_{ij} = 0$ を式(6.2)に付け加えると

$$\min \sum_{l=-p}^p \sum_{m=-p}^p w_{ijlm} [(x_{ij} - X_{i+l,j+m})^2 + (y_{ij} - Y_{i+l,j+m})^2 + (z_{ij} - Z_{i+l,j+m})^2]$$

$$\text{Subj. to } Y_{ij}x_{ij} - X_{ij}y_{ij} = 0$$

(6.5)

となる。この制約付き最適化問題のラグランジュ関数は

$$L = \sum_{l=-p}^p \sum_{m=-p}^p w_{ijlm} [(x_{ij} - X_{i+l,j+m})^2 + (y_{ij} - Y_{i+l,j+m})^2 + (z_{ij} - Z_{i+l,j+m})^2] / 2 + \lambda (Y_{ij}x_{ij} - X_{ij}y_{ij})$$

(6.6)

となり、 $\partial L / \partial x_{ij} = 0$, $\partial L / \partial y_{ij} = 0$, $\partial L / \partial z_{ij} = 0$ から

$$x'_{ij} = \sum w_{ijlm} X_{i+l,j+m} - \lambda Y_{ij} / \sum_{l,m} w_{ijlm} \quad (6.7)$$

$$y'_{ij} = \sum w_{ijlm} Y_{i+l,j+m} + \lambda X_{ij} / \sum_{l,m} w_{ijlm} \quad (6.8)$$

$$z'_{ij} = \sum w_{ijlm} Z_{i+l,j+m} / \sum_{l,m} w_{ijlm} \quad (6.9)$$

が得られる(式(6.4)と区別するため x'_{ij} , y'_{ij} , z'_{ij} と記した)式(6.7), (6.8)を $Y_{ij}x'_{ij} - X_{ij}y'_{ij} = 0$ に代入すると

$$\lambda = (Y_{ij} \sum w_{ijlm} X_{i+1,j+m} - X_{ij} \sum w_{ijlm} Y_{i+1,j+m}) / (X_{ij}^2 + Y_{ij}^2) \quad (6.10)$$

が得られ, これを(6.7), (6.8)に代入して整理すると

$$x'_{ij} = x_{ij} + (X_{ij}Y_{ij}y_{ij} - Y_{ij}^2x_{ij}) / (X_{ij}^2 + Y_{ij}^2) \quad (6.11)$$

$$y'_{ij} = y_{ij} + (X_{ij}Y_{ij}x_{ij} - X_{ij}^2y_{ij}) / (X_{ij}^2 + Y_{ij}^2) \quad (6.12)$$

となる(x_{ij} と y_{ij} は式(6.4)である). これらの右辺第項が制約条件による修正である. z'_{ij} は式(6.9)であり, 式(6.4)の z_{ij} と同じである.

式(6.11), (6.12)はx, y, z色座標系で色相を保つ条件 $x_{ij}/y_{ij} = X_{ij}Y_{ij}$ から導かれたが, この変換 $[X_{ij}, Y_{ij}, Z_{ij}] \rightarrow [x'_{ij}, y'_{ij}, z'_{ij}]$ では色相が保たれることは以下のことから確認される. 一般に色変換 $[R_{ij}, G_{ij}, B_{ij}] \rightarrow [r'_{ij}, g'_{ij}, b'_{ij}]$ が, ϕ, u を任意のスカラとして $r'_{ij} = \phi R_{ij} + u$, $g'_{ij} = \phi G_{ij} + u$, $b'_{ij} = \phi B_{ij} + u$ を満たせば色相は保存される[2]. $X_{ij} = \sigma 1R_{ij} + \sigma 2G_{ij} + \sigma 3B_{ij}$, $Y_{ij} = k1R_{ij} + k2G_{ij} + k3B_{ij}$ を $Y_{ij}x'_{ij} - X_{ij}y'_{ij} = 0$ に代入すると $\sigma 2k_1 + \sigma 3k_1 = \sigma 1k_2 + \sigma 1k_1$, $\sigma 1k_2 + \sigma 3k_2 = \sigma 2k_1 + \sigma 2k_3$, $\sigma 1k_3 + \sigma 2k_3 = \sigma 3k_1 + \sigma 3k_2$ ならば色相は保たれる. 式(6.1)では $\sigma 1=1$, $\sigma 2=-1/2$, $\sigma 3=-1/2$, $k1=0$, $k2=\sqrt{3}/2$, $k3=-\sqrt{3}/2$ なのでこれらの関係は満たされる. このように本手法はNaikらの色相保存条件[2]も満たす. なお, YCbCr座標系への変換式でも上記の関係が成り立つので, YCbCrもNaikらの色相保存条件を満たす. YCbCrも線形変換なので計算が簡単であるが, YCbCrの各色座標軸間の直交性はあまり高くない. 色座標軸の直交性が最も高いのはCIE-L*a*b*座標系であり, 式(6.2)以降は変換後の処理なので, $x \rightarrow a^*$, $y \rightarrow b^*$, $z \rightarrow L^*$ と書き換えれば式(6.2)以降がそのまま成り立つ. しかし, L*a*b*での式(6.1)に対応する変換式は非線形であり, 計算が少し煩雑である. また, L*a*b*でのフィルタ処理ではL*a*b*座標系での色相は保存されると思われるが, 非線形変換であるL*a*b*座標系ではNaikらの色相保存条件を解析的に検証するのは困難である. 色相はL*a*b*色空間で考えるのが一般的なので,

L*a*b*座標系で十分ともいえるが，ここでは座標軸の直交性も比較的高く，Naikらの色相保存条件も保証されるという点で一般的な宮崎らの I_x, I_y, I_z （本章では x, y, z と略記）座標系を用いた．

6.5 色座標の逆変換

以上の $[x'_{ij}, y'_{ij}, z'_{ij}]^T$ に式(6.1)右辺の変換行列の逆行列をかければ色相保存(hue preserving)BF(HPBF)の出力が得られる．

6.6 逆HPBFによる色相保存鮮鋭化

BFやHPBFは画像を平滑化する．画像Aに平滑化フィルタをかけるのを $B=F(A)$ と表す(AやBは画素値を並べたベクトルである)と，方程式 $F(U)=A$ の解はAを鮮鋭化した画像になる．Fが色相保存フィルタならUの色相はAと同じになる． $F(U)=A$ を解く簡単な反復法は

$$U^{(\varepsilon+1)}=U^{(\varepsilon)}-F(U^{(\varepsilon)})+A \quad (6.13)$$

である．ここで， $U^{(\varepsilon)}$ は第 ε 回めの反復ベクトルであり，反復の初期値は $U^{(0)}=A$ とする．Fが平滑化フィルタなら，この反復は収束する．

Fが3節の通常BFの場合の $U=F^{-1}(A)$ を逆(inverse)BF(IBF)，4節のHPBFの場合を逆HPBF(IHPBF)と呼ぶことにする．

なお，式(6.13)の反復1回目は $U^{(1)}=A-F(A)+A=2A-F(A)$ となり，これは詳細成分の増幅率が1のUMである．従って，式(6.13)はUMと似た鮮鋭化作用を持つ．但し，反復2回目以降の式(6.13)は反復UMとは異なり，反復UMが発散するのに対し，式(6.13)は収束する．BFはエッジを鮮鋭化するので，BFによるUMでは強いエッジのなかに反転層が発生するが，式(6.13)では反転層は生じない．しかし，式(6.13)では強いエッジは少しなだらかにされ，弱められる．このように，エッジでは鮮鋭化とは逆の効果が生じてしまうが，エッジ以外のテクスチャなどの模様は鮮鋭化され，GFによる式(6.13)で生じるエッジ部でのハローがBFでは生じない．

6.7 実験

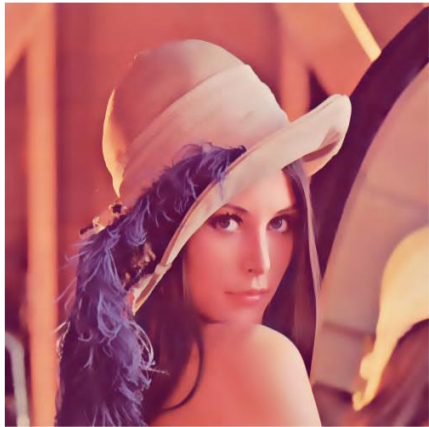
図6.2(a)の画像のBF出力を図6.2(c)に, HPBF出力を図6.2(e)に示す. $p=5, \alpha=\beta=0.01$ とした. 図6.2(c), (e)ともBFの効果によりエッジが保存されている. 図6.2の右側はそれぞれの色相(市販のソフトウェアPaintshopによるHSLのHの画像)である. 図6.2(c)と(e)の違いは分かり難いが, 図6.2(d)では色相が平滑化されていることが分かる. 従って図6.2(c)では色が近傍画素と混ぜられている. 図6.2(f)は図6.2(b)から変わっておらず, 色相が保存されている. 別の画像例を図6.3に示す. この例でもエッジが保存されているが, 図6.3(d)では色相が平滑化されて, 図6.3(b)から変わっている(気球の右半分や左下の岩など)が, 図6.3(f)は図6.3(b)から変わっていない.



(a) Lena (500*500)



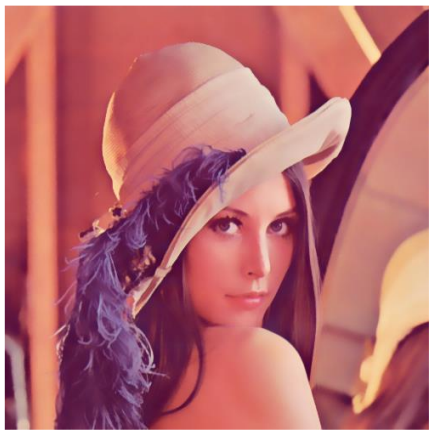
(b) hue of (a)



(c) BF



(d) hue of (c)



(e) HPBF



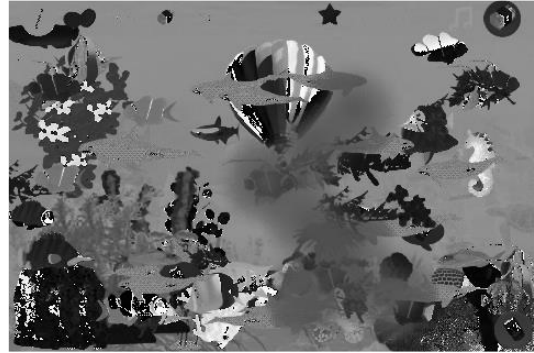
(f) hue of (e)

図6.2 画像lenaのBFとHPBFによる平滑化

Fig. 6.2 Smoothing of image lena by BF and HPBF



(a) aquarium(480*320)



(b) hue of (a)



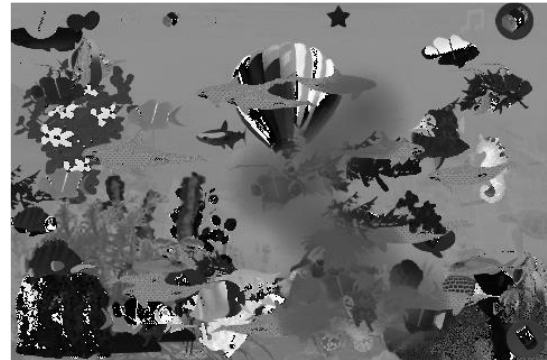
(c) BF



(d) hue of (c)



(e) HPBF



(f) hue of (e)

図6.3 画像aquariumのBFとHPBFによる平滑化
Fig.6.3 Smoothing of image aquarium by BF and HPBF



(a) IBF



(b) hue of (a)



(a) IHPBF



(d) hue of (c)

図6.4 画像lenaのIBFとIHPBFによる鮮鋭化
Fig. 6.4 Sharpening image lena by IBF and IHPBF

次に、図4(a)は図2(a)の逆BFの結果で、図4(c)は逆HPBFの結果である。右側は色相である。式(6.13)は3回反復した。図4(a), (c)ともハローは生じておらず、細かい模様が鮮鋭化されているが、図4(b)の色相は図2(b)から変化しているのに対し、図4(d)は変化していない。図5は図3(a)を鮮鋭化した例で、やはりIBFでは色相が変化しているが、IHPBFでは保存されている。



(a) IBF



(b) hue of (a)



(c) IHPBF



(d) hue of (c)

図6.5 画像aquariumのIBFとIHPBFによる鮮鋭化

Fig. 6.5 Sharpening of image aquarium by IBF and IHPBF

6.8 結び

色相を保存するバイラテラルフィルタを提案し、その逆変換により色相を保存する画像鮮鋭化ができることを確認した。本稿では基礎段階として色相が保存されることを確認しただけであるが、写真の雑音除去やノンフォトリアリスティックレンダリングなどへ適用するのが今後の課題である。また、色相以外の制約条件に応用することやクロスバイラテラルフィルタなどに拡張することも今後の課題とする。

6.9 本章の参考文献

- [1] C. Tomasi and R. Manduchi, “Bilateral filtering for gray and color images”, Proc. ICCV, pp. 839–846, 1998.
- [2] S. K. Naik and C. A. Murthy, “Hue-preserving color image enhancement without gamut problem”, IEEE Trans. Image Process., vol. 12, no. 12, pp. 1591–1598, 2003.
- [3] 村平宏太, 田口亮, “色相を保存したRGB色空間におけるカラー画像処理形態の一提案”, 信学論, vol. J96-A, no. 5, pp. 264–272, 2013.
- [4] D. Miyazaki, R. T. Tan, K. Hara and K. Ikeuchi, “Polarization-based inverse rendering from a single view”, Proc. ICCV, pp. 982–987, 2003.

第 7 章

制約付きバイラテラルフィルタによる色相コントラスト強調

7.1 はじめに

画像にアンシャープマスキング(UM)をかけると、例えば図7.1(a) (ルノワールのFile au chapeau de paille)は図7.1(e)ようになり、エッジが鮮明になって模様も強調される。しかし、図7.1(a)が柔らかい色調の絵画であるのに対し、図7.1(e)は硬質で強いタッチの画像になっている。これは、図7.1(b)～(d)と(f)～(h)に示すように、通常のUMは明度、彩度、色相とも強調するので、陰影が強まっているためである。図7.1(a)は、陰影で立体表現するのではなく、暖色が手前で寒色が奥まって感じられる視覚特性を利用して、色相で奥行き感を表している描画法であるが、図7.1(e)では明暗差が色差による奥行き感を凌駕しており、色相による奥行き感が減退している。

図7.1(a)のような寒暖色の塗り分けによる奥行き表現はテクニカルイラストレーション[1]でも用いられ、印象派の点描画でも補色対置によって鮮やかな色合いが醸し出されている。また、ボリュームレンダリング[2]でも色相の変化で物体の内部構造を表す配色が用いられる。そのような色相効果を強調するには、色相変化を強調する処理が有用と思われる。

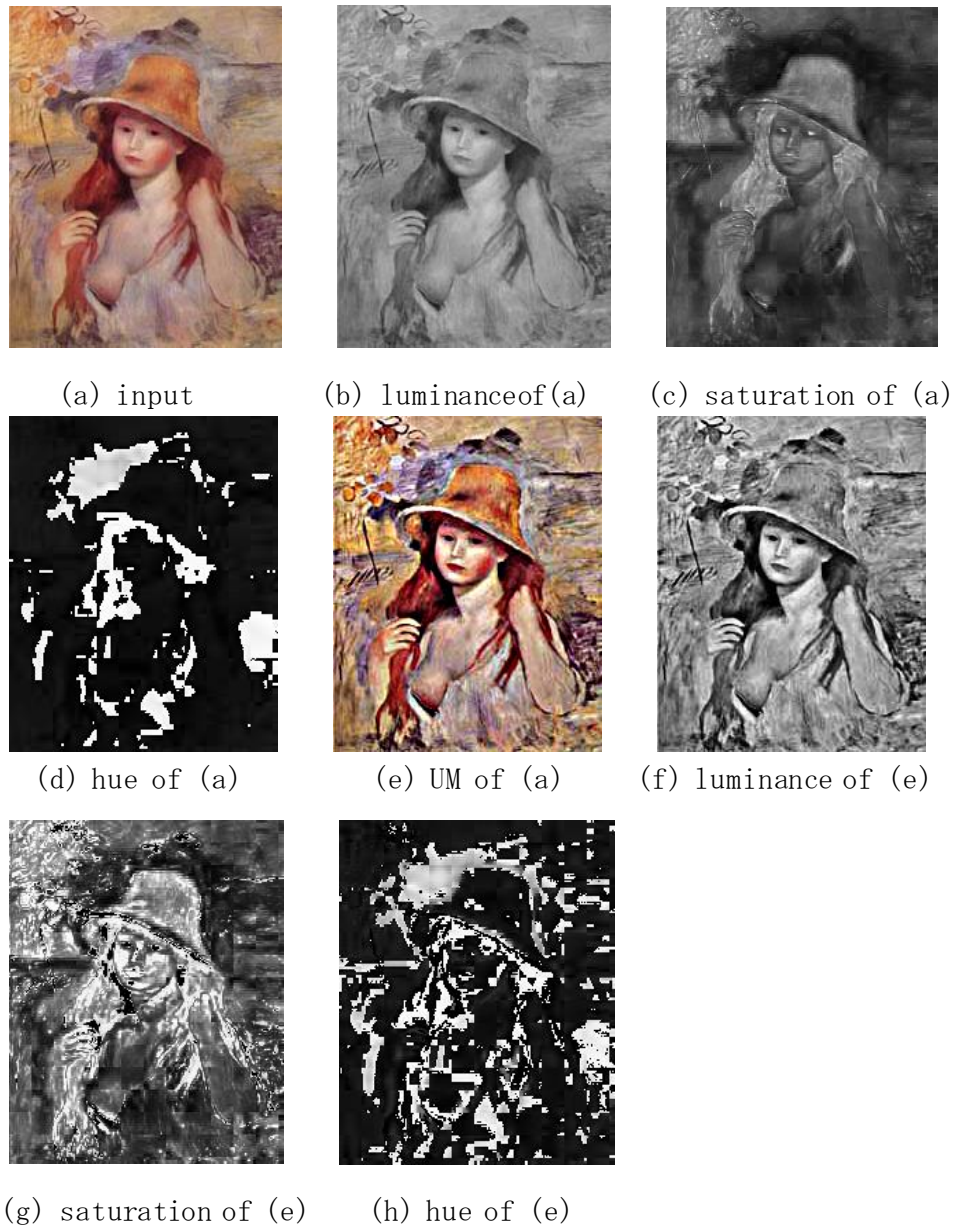


図7.1 アンシャープマスキングによる画像強調

Fig. 7.1 Image enhancement by unsharp masking

UMのような画像強調法は、平滑化成分との差である高調波成分を増幅する処理なので、まず画像を平滑化する必要がある。しかし、色相は極座標での角度なので、通常の直交座標系で定式化された平滑化フィルタを色相だけに施すことはできない。極座標系で平滑化するためには、通常の直交座標系のフィルタに制約条件を付ける必要がある。色相を保存して明度と彩度を平滑化する制約条件付きフィルタが提案されている[3]。その場合は制約条件は一次式であった。本稿ではこれとは逆に、明度と彩度を保存して色相を平滑化する必要がある、制約条件は二次式になる。色相保存平滑化に倣って、本稿で

も宮崎らの I_x, I_y, I_z 座標[4]を用いる(文献[3]と同じく I_x, I_y, I_z を x, y, z (入力画像での値は X, Y, Z)と略記する)。

この色相平滑化フィルタに基づくUMを入力画像にかけることによって、色調を損なうことなく、物体の構造や奥行き感を強めることができることを実験で示す。平滑化フィルタとしては、エッジを保存するタイプであるバイラテラルフィルタ(BF)[5]を用いる。

7.2 色座標変換

入力画像の画素 (i, j) の色を R_{ij}, G_{ij}, B_{ij} とする。まず、これらを

$$\begin{pmatrix} X_{ij} \\ Y_{ij} \\ Z_{ij} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & -1/2 & -1/2 \\ 0 & \sqrt{3}/2 & -\sqrt{3}/2 \\ 1/3 & 1/3 & 1/3 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R_{ij} \\ G_{ij} \\ B_{ij} \end{pmatrix}$$

と変換する[4]。 Z_{ij} が明度であり、 $\sqrt{X_{ij}^2 + Y_{ij}^2}$ が彩度、ベクトル $[X_{ij}^2, Y_{ij}^2]$ のX軸からの角度が色相である。

7.3 色相平滑化バイラテラルフィルタ

フィルタの出力を x_{ij}, y_{ij}, z_{ij} とする。明度は保存するので $z_{ij} = Z_{ij}$ である。色相保存BF[3]での制約条件は $x_{ij}/y_{ij} = X_{ij}/Y_{ij}$ すなわち $Y_{ij}x_{ij} - X_{ij}y_{ij} = 0$ であった。これは、出力の x_{ij}, y_{ij} が入力の (X_{ij}, Y_{ij}) と原点 $(0, 0)$ を結ぶ直線上にあるという制約であり、 $[x_{ij}, y_{ij}]$ の一次式である。本稿では、入力から出力へ向かうベクトル $[x_{ij} - X_{ij}, y_{ij} - Y_{ij}]$ が、原点から中点へのベクトル $[x_{ij} + X_{ij}, y_{ij} + Y_{ij}]$ と直交するという条件:

$x_{ij}^2 - X_{ij}^2 + y_{ij}^2 - Y_{ij}^2 = 0$ になる。これは $[x_{ij}, y_{ij}]$ の二次式である。この式を制約条件とするBFは

$$\min \sum_{l=-p}^p \sum_{m=-p}^p w_{ijlm} [(x_{ij} - X_{i+l, j+m})^2 + (y_{ij} - Y_{i+l, j+m})^2]$$

Subj. to $x_{ij}^2 + y_{ij}^2 - X_{ij}^2 - Y_{ij}^2 = 0$

(7.2)

と表される。ここで

$$w_{ijlm} = e^{-\alpha(l^2+m^2)-\beta(x_{ij}-X_{i+l,j+m})^2} * e^{-\beta(y_{ij}-Y_{i+l,j+m})^2 + (z_{ij}-Z_{i+l,j+m})^2}$$

(7.3)

である。

この制約付き最適化問題のラグランジュ関数は

$$L = \sum_{l=-p}^p \sum_{m=-p}^p w_{ijlm} [(x_{ij} - X_{i+l,j+m})^2 + (y_{ij} - Y_{i+l,j+m})^2 + \lambda (x_{ij}^2 + y_{ij}^2 - X_{ij}^2 - Y_{ij}^2)] \quad (7.4)$$

となり, $\partial L / \partial x_{ij} = 0$, $\partial L / \partial y_{ij} = 0$, から

$$x_{ij} = \sum w_{ijlm} X_{i+l,j+m} / (\sum w_{ijlm} + \lambda) \quad (7.5)$$

$$y_{ij} = \sum w_{ijlm} Y_{i+l,j+m} / (\sum w_{ijlm} + \lambda) \quad (7.6)$$

が得られる。式(7.5), (7.6)を $x_{ij}^2 - X_{ij}^2 + y_{ij}^2 - Y_{ij}^2 = 0$ に代入して λ を消去すると

$$x_{ij} = \tilde{X}_{ij} / \sqrt{(\tilde{X}_{ij}^2 + \tilde{Y}_{ij}^2) / (X_{ij}^2 + Y_{ij}^2)} \quad (7.7)$$

$$y_{ij} = \tilde{Y}_{ij} / \sqrt{(\tilde{X}_{ij}^2 + \tilde{Y}_{ij}^2) / (X_{ij}^2 + Y_{ij}^2)} \quad (7.8)$$

となる。このなかの \tilde{X}_{ij} と \tilde{Y}_{ij} は

$$\tilde{X}_{ij} = \sum_{l=-p}^p \sum_{m=-p}^p w_{ijlm} X_{i+l,j+m} \quad (7.9)$$

$$\tilde{Y}_{ij} = \sum_{l=-p}^p \sum_{m=-p}^p w_{ijlm} Y_{i+l,j+m} \quad (7.10)$$

である。

7.4 色座標の逆変換

以上の $[x_{ij}, y_{ij}, z_{ij}]$ に式(7.1)右辺の変換行列の逆行列をかければ色相平滑化(hue smoothing)BF (HSBF)の出力が得られる.

7.5 UMによる色相コントラスト強調

HSBFの出力は入力 X_{ij}, Y_{ij} の低周波成分であり, 変化分 $x_{ij} - X_{ij}, y_{ij} - Y_{ij}$ が高調波成分である. それを増幅して入力に加えた

$$x'_{ij} = x_{ij} + \sigma(x_{ij} - X_{ij}), \quad y'_{ij} = y_{ij} + \sigma(y_{ij} - Y_{ij}) \quad (7.11)$$

がUMの出力である. 但し, このままでは彩度も変化するので

$$x''_{ij} = x'_{ij} \sqrt{(X_{ij}^2 + Y_{ij}^2) / (x'^2_{ij} + y'^2_{ij})} \quad (7.12)$$

$$y''_{ij} = y'_{ij} \sqrt{(X_{ij}^2 + Y_{ij}^2) / (x'^2_{ij} + y'^2_{ij})} \quad (7.13)$$



(a) input



(b) luminance of (a)



(c) saturation of (a)



(d) hue of (a)

図7.2 HSBFによる色相平滑化
Fig. 7.2 Hue smoothing by HSBF

とすれば $x''_{ij}{}^2 + y''_{ij}{}^2 = X_{ij}^2 + Y_{ij}^2$ となり、彩度が保存される. 以上の x''_{ij} , y''_{ij} , z''_{ij} ($=Z_{ij}$)に式(7.1)の逆行列をかければ色相強調(hue enhancing)UM (HEUM)の出力が得られる.

7.6 実 験

図7.1(a)の画像のHSBFの出力を図7.2に, HEUMの出力を図7.3に示す. 図7.2のHSBFでは明度と彩度は入力と同じで, 色相が平滑化されており, 色による奥行き感が減っている. 一方, 図7.3のHEUMでは明度と彩度は入力と同じで, 色相の変化が強められており, 色による立体感が強められている(例えば顔と首). また, 図7.3(a)は図7.1(e)とは異なり, 柔らかい色調が保たれている.



(a) input



(b) luminance of (a)



(c) saturation of (a)



(d) hue of (a)

図7.3 HEUMによる色相コントラスト強調
Fig. 7.3 Hue contrast enhancement by HEUM

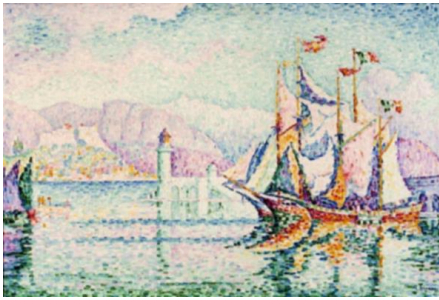


図7.4 Paul Signacの点描画
Fig. 7.4 Pointillism painting by Paul Signac

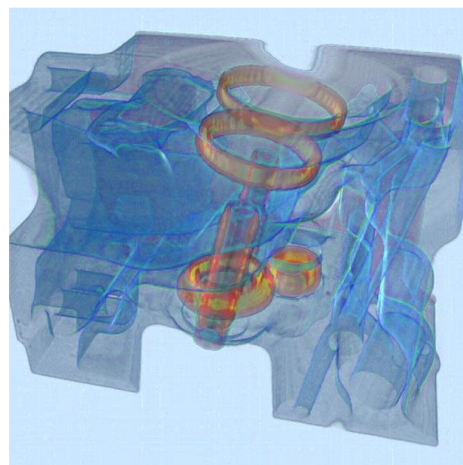
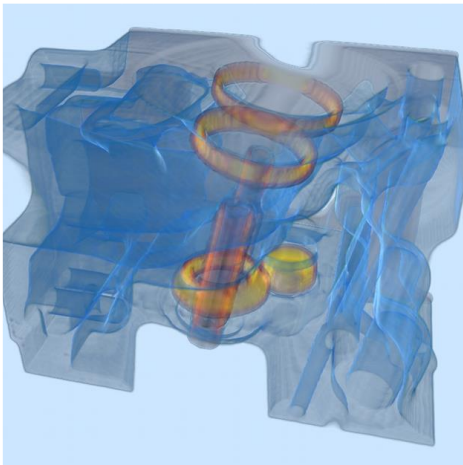


図7.5 ボリュームデータ画像
Fig. 7.5 Volume data image

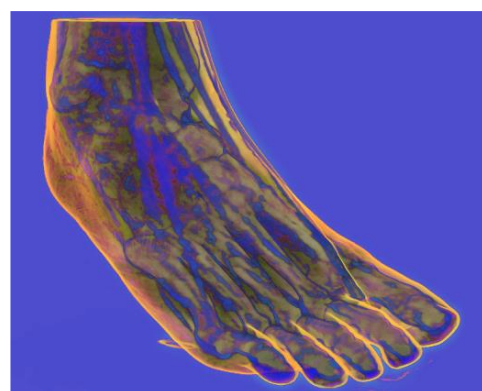


図7.6 医用ボリュームデータ画像
Fig. 7.6 Medical volume data image

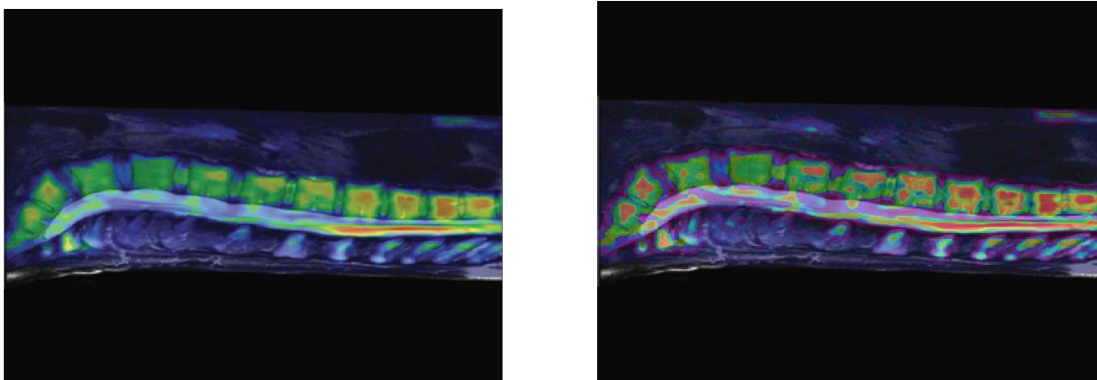


図7.7 PET画像

Fig. 7.7 PET Image

図7.4はシニャックの点描画(Santa Maria dellaSalute)の例である. 左が入力画像, 右がHEUMによる色相強調結果である. この例でも暖色と寒色の対比が強められている. 図7.5と図7.6はボリューム画像の例である. 機械の内部構造や足の内部組織の表示が強調されている. 図7.7は医用画像の例である. 組織の色分け表示が強調されている.

7.7 むすび

制約付き最適化問題から色相平滑化バイラテラルフィルタを導き, それを用いて色相のコントラストを強調するアンシャープマスキングを提案した. 絵画やボリュームレンダリング, 医用画像で実験して色のコントラストが強められることを示した.

7.8 本章の参考文献

- [1] A. Gooch, B. Gooch, P. Shirley and E. Cohen, “A non-photorealistic lighting model for automatic technical illustration” , Proc. SIGGRAPH, pp. 447-452, 1998.
- [2] S. Bruckner, S. Grimm, A. Kanitsar and M. E. Gröller, “Illustrative context-preserving volume rendering” , Proc. EuroVis, pp. 69-76, 2005.
- [3] 張宇, 浦浜喜一, “色相を保存するバイラテラルフィルタによる画像平滑化と鮮鋭化” , 信学論, vol. J97-D, no. 11, pp. 1774-1677, 2014.

[4] D. Miyazaki, R. T. Tan, K. Hara and K. Ikeuchi, “Polarization-based inverse rendering from a single view” , Proc. ICCV, pp. 982–987, 2003.

[5] C. Tomasi and R. Manduchi, “Bilateral filtering for gray and color images ” , Proc. ICCV, pp. 839–846, 1998.

第 8 章

色相を保存する非対称アンシャープマスキング

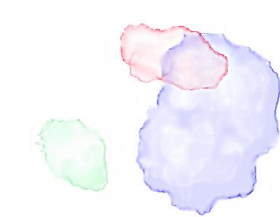
8.1 はじめに

色相を保存する平滑化フィルタが提案され、その逆フィルタが画像鮮鋭化に用いられている[1]. しかし、逆フィルタは反復計算を要する. 本章では、このような2段階処理による鮮鋭化ではなく、代表的な鮮鋭化フィルタであるアンシャープマスキング(UM)を直接、色相を保存するように拡張した色相保存UMを提案し、更にそのフィルタ係数を非対称化して、ノンフォトリアリスティックレンダリングでのハロー生成へ利用する.

UMは、スーラなどの絵のハローの生成に応用されている[2], [3]が、色相保存については触れられておらず、フィルタ係数も注目画素の明度で調節されているものの、通常UMと同じく空間的にも信号値方向にも対称的である. 本章では重みを非対称にした色相保存UMを提案し、水彩画の滲みや印象画のハローへの応用可能性を検討する.



(a) dry



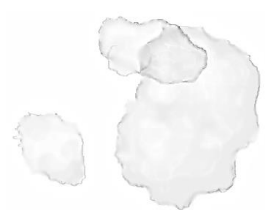
(b) watery



(c) sketch



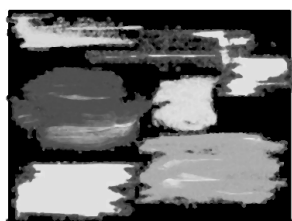
(d) L of (a)



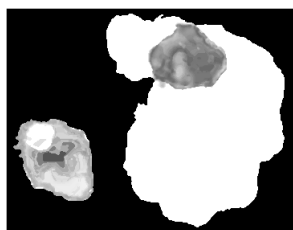
(e) L of (b)



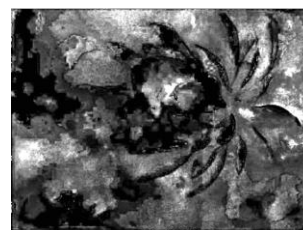
(f) L of (c)



(g) S of (a)



(h) S of (b)



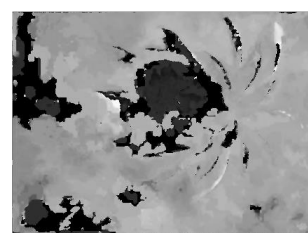
(i) S of (c)



(j) H of (a)



(k) H of (b)



(l) H of (c)

図8.1 水彩画の例

Fig. 8.1 Examples of watercolor painting

水彩絵の具を塗った例を図8.1に示す. 水分が少ない例を(a)に, 多い例を(b)に示す. (c)はスケッチの例である. これら3枚のカラー画像の明度(luminance:L)を図8.1の2段目に, 彩度(saturation:S)を3段目に, 色相(hue:H)を4段目に示す. 図8.1(d)の明度は絵具のかすれに応じて変化しているが, (j)の色相は絵具が薄くても一定である. これは, 絵具の濃さは台紙の白との混色と見なされ, 白との混色では色相は変わらないためと思われる. 図8.1(b)での絵具の広がり周辺での滲みも同様であり, 縁での絵具の集積は明度を低下させるが, 色相は一定である. 図8.1(b)と同様な滲みは(c)でも見られ, 絵具の堆積によって明度や彩度が変化しているが, 色相に細かい変化は見られない. 特に, 図8.1(b)や(c)では滲みによる暗い縁線は見られるが, 明るい縁線は視認されない.

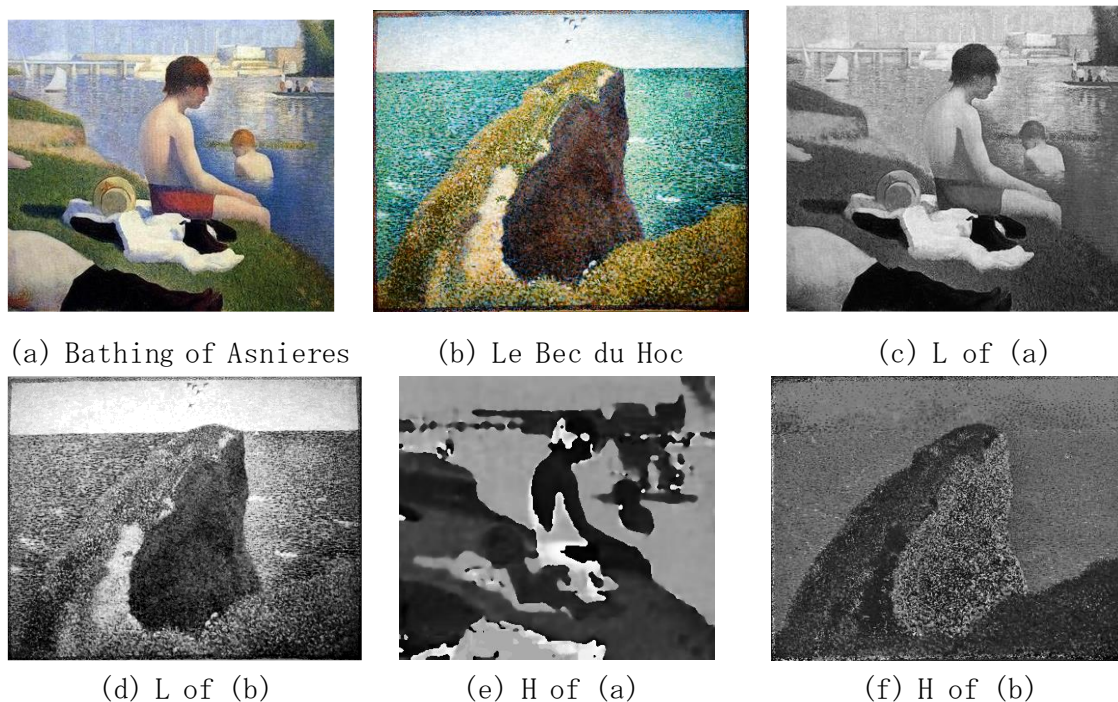


図8.2 スーラの絵の例

Fig. 8.2 Examples of painting by Seurat

図8.2の(a)と(b)はスーラの絵の例である. (a)では中央の人物の顔の右側に明るいハローが付けられており, 腕には逆に暗いハローが付けられている. このハローの明暗は, 顔が暗く, 腕が明るいことによると思われるが, これらのハローは人物の右側だけに付けられ, 左には付けられていない. 同様に図8.2(b)でも岩の右だけにハローが付けられ, 左には付けられていない. これらの画像の明度と色相から分かるように, これらのハローは主に明度に反映され, 色相にハローは見られない. このように, 水彩での滲みや印象画のハローでは明度や彩度にハローを生成し, 色相にはハローを付けない必要がある. そのための一手法として, 入力画像には元々ハローは付いていないのであるから, 入力

画像の色相を保存するUMをかければよいと思われる. 以上のことから本章では, 重みが信号値方向や空間的に非対称な色相保存UMを提案して, 水彩画の滲みや印象画のハローへの応用可能性を検討する.

8.2 色座標変換

色相を保存する平滑化フィルタが提案され, その逆フィルタとして色相保存鮮鋭化が行われている[1]が, 本章では色相を保存するUMを直接導く.

8.2.1 色座標変換

本章でも色相保存平滑化フィルタと同じく, 色座標をRGBから宮崎ら[4]の I_x, I_y, I_z 座標(本稿では x, y, z と略記する)に変換する. 入力画像の画素(i, j)の色を R_{ij}, G_{ij}, B_{ij} とする. まず, これらを

$$\begin{pmatrix} X_{ij} \\ Y_{ij} \\ Z_{ij} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & -1/2 & -1/2 \\ 0 & \sqrt{3}/2 & -\sqrt{3}/2 \\ 1/3 & 1/3 & 1/3 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R_{ij} \\ G_{ij} \\ B_{ij} \end{pmatrix} \quad (8.1)$$

と変換する[4]

8.2.2 色相保存UM

UMは平滑化を介して定義される. X_{ij}, Y_{ij}, Z_{ij} を平滑化したものを x_{ij}, y_{ij}, z_{ij} とすると, UMの出力 $\tilde{x}_{ij}, \tilde{y}_{ij}, \tilde{z}_{ij}$ は, $\delta > 0$ として

$$\begin{aligned} \tilde{x}_{ij} &= X_{ij} + \delta (X_{ij} - x_{ij}) \\ \tilde{y}_{ij} &= Y_{ij} + \delta (Y_{ij} - y_{ij}) \\ \tilde{z}_{ij} &= Z_{ij} + \delta (Z_{ij} - z_{ij}) \end{aligned} \quad (8.2)$$

である. UMの出力の色相が入力画像の色相と同じであるためには $\tilde{x}_{ij}/\tilde{y}_{ij} = X_{ij}/Y_{ij}$ すなわち

$$Y_{ij}\tilde{x}_{ij} - X_{ij}\tilde{y}_{ij} = 0 \quad (8.3)$$

である必要がある. 式(8.2)を式(8.3)に代入すると

$$Y_{ij}x_{ij} - X_{ij}y_{ij}=0 \quad (8.4)$$

となる. 以上から, 色相保存UMの出力を求めるには, 制約付き最適化問題

$$\min_{x_{ij}, y_{ij}, z_{ij}} \sum_{l=-p}^p \sum_{m=-p}^p w_{ijlm} [(x_{ij} - X_{i+l,j+m})^2 + (y_{ij} - Y_{i+l,j+m})^2 + (z_{ij} - Z_{i+l,j+m})^2]$$

$$\text{Subj. to } Y_{ij}x_{ij} - X_{ij}y_{ij}=0$$

$$(8.5)$$

で x_{ij} , y_{ij} , z_{ij} を求め, それを式(8.2)に代入すればよい. ここで w_{ijlm} はフィルタ係数であり, 本稿ではハローを生成するためにガウス関数 $w_{ijlm} = e^{-\alpha(l^2+m^2)}$ とする(後の2.4節で非対称化する). 式(8.5)の解は

$$x_{ij} = x'_{ij} + (X_{ij}Y_{ij}y_{ij} - Y_{ij}^2x_{ij}) / (X_{ij}^2 + Y_{ij}^2)$$

$$y_{ij} = y'_{ij} + (X_{ij}Y_{ij}x_{ij} - X_{ij}^2y_{ij}) / (X_{ij}^2 + Y_{ij}^2) \quad (8.6)$$

$$z_{ij} = z'_{ij}$$

となる. ここで $x'_{ij}, y'_{ij}, z'_{ij}$ は以下である.

$$x'_{ij} = \sum_{l,m} w_{ijlm} X_{i+l,j+m} / \sum_{l,m} w_{ijlm}$$

$$y'_{ij} = \sum_{l,m} w_{ijlm} Y_{i+l,j+m} / \sum_{l,m} w_{ijlm} \quad (8.7)$$

$$z'_{ij} = \sum_{l,m} w_{ijlm} Z_{i+l,j+m} / \sum_{l,m} w_{ijlm}$$

8.2.3 色座標の逆変換

以上の $[\tilde{x}_{ij}, \tilde{y}_{ij}, \tilde{z}_{ij}]^T$ に式(8.1)右辺の変換行列の逆行列をかければ色相保存UMの出力画像が得られる.

8.2.4 重みの非対称化

以上の色相保存UMの重み $w_{ijlm} = e^{-\alpha(l^2+m^2)}$ は対称(すなわち (i, j) に対する $(i+j, j+m)$ の重みと $(i+j, j+m)$ に対する (i, j) の重みと同じ)なので, エッジの両側にハロー(明るい側には明るいハロー, 暗い側には暗いハロー)が付く. そこで w_{ijlm} を信号値方向に非対称化して

$$w_{ijlm} = \begin{cases} e^{-\alpha(l^2+m^2)} & Z_{ij} > Z_{i+l, j+m} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8.8)$$

とすれば, 注目画素 (i, j) よりも暗い周辺画素 $(i+j, j+m)$ からだけ鮮鋭化効果が働くので, エッジの明るい側にだけハローが生じる(式(8.8)の Z_{ij} は式(8.1)の Z_{ij} すなわち明度である). 式(8.8)の不等号を逆向きにすれば, 暗い側だけにハローが生じる. また, 空間方向に非対称化して, 式(8.5)の $\sum_{l=-p}^p \sum_{m=-p}^p$ を $\sum_{l=-p}^0 \sum_{m=0}^0$ とすれば, 注目画素の左側の周辺画素だけから鮮鋭化効果が働くので, エッジの右側にハローが生じる. 逆に $\sum_{l=0}^p \sum_{m=0}^0$ とすれば左側だけにハローが生じる.

8.3 実験例

まず, 8.2.2節の色相保存UMの色相保存性を図8.3に確認しておく. $p=10, \alpha=0.001, \delta=3$ とした. (a)は入力画像, (b)は通常のUMの出力, (c)は色相保存(hue-preserving)UM(HPUM)の出力である. 各画像の色相をそれぞれの下に示す. 図8.3(e)は入力画像の色相(図8.3(d))から変化しているが, (f)は(d)と同じである.

図8.3(a)の画像に非対称UMをかけた出力として, エッジの暗い側だけにハローを付ける非対称(asym-metric)HPUM(AHPUM)の出力を図8.4(a)に, 明るい側にハローを付けるAHPUMの出力を(b)に示す. これらの色相も図8.3(d)と同じである.

次に, 図8.5(a)の画像にバイラテラルフィルタ(BF) [5]をかけた(b)の画像に, エッジの暗い側にハローを付けるAHPUMをかけた結果を(c)に示す. AHPUMをかける前にBFをかけたのは, 色の細かい変化を均して, 図8.1や図8.2のように色相を区分的に滑らかにしておくためである. 図8.5(c)の明度と彩度と色相を下段に示す. 図8.1と同じようにエッジでのハローは明度と彩度だけで生じている.



(a) lena (500*500)



(b) UM



(c) HPUM



(d) hue of (a)



(e) hue of (b)



(f) H of (c)

图8.3 色相保存

Fig. 8.3 Hue preservation



(a) dark halo



(b) bright halo

図8.4 明度方向に非対称なHPUM

Fig. 8.4 HPUM asymmetric in lightness direction



(a) lotus (450*370)



(b) BF of (a)



(c) AHPUM of (b)



(d) L of (c)



(e) S of (c)



(f) H of (c)

图8.5 水彩風滲み

Fig. 8.5 Bleeding in watercolor painting



(a) rock (400*271)



(b) AHPUM of (a)

図8.6 空間的に非対称なAHPUM

Fig. 8.6 Spatially asymmetric AHUM



(a) right halo



(b) left halo

図8.7 信号値方向と空間方向の両方とも非対称なAHPUM

Fig. 8.7 HPUM asymmetric in signal value direction and spatial direction

図8.4や図8.5は信号値方向に非対称な例であるが、次に空間方向に非対称な例として、エッジの右側だけにハローを付けるAHPUMを図8.6に示す。 $p=20$ とした。(a)が入力、(b)がAHPUMの出力である。中央の岩の左側のエッジでは、岩の内側に暗いハローが、右側のエッジでは空のほうに白いハローが生じている。最後に、信号値方向と空間方向の両方に非対称なHPUMとして、エッジの右側に明るいハローを付けた結果を図8.7(a)に、左側に付けた結果を(b)に示す。これらは図8.2のスーラの絵でのハローに似ている。但し、スーラのハローは幅が広く、明度が緩やかに変化するので、本方法のようなガウス重みではなく、ゆっくりした変化の重み関数[2],[3]に変えたほうがよいと思われる。またスーラの絵に近づけるには点描処理も必要となる。

以上のように、実際の水彩画や印象画に近づけるには、更に後処理が必要であるが、本章ではAHPUMによるハローの利用可能性を検証した。

8.4 むすび

エッジの片側だけにハローを生成する非対称なアンシャープマスキング法を提案して、水彩の滲みや印象画のハローへの利用可能性を検証した。後処理を付け加えて実際の絵に近づけるのが今後の課題である。

8.5 本章の参考文献

- [1] 張宇, 浦浜喜一, “色相を保存するバイラテラルフィルタによる画像平滑化と鮮鋭化”, 信学論, vol. J97-D, no. 11, pp. 1774-1677, 2014.
- [2] S.Seo and K.Yoon, “Color juxtaposition for pointillism based on an artistic color model and a statistical analysis”, Visual Comput. vol. 26, no. 6-8, pp. 421-431, 2010.
- [3] J. Sugita and T. Takahashi, “A method for generating pointillism based on Seurat’s color theory”, ITE Trans. MTA, vol.1, no. 4, pp. 317-327, 2013.
- [4] D. Miyazaki, R. T. Tan, K. Hara and K. Ikeuchi, “Polarization-based inverse rendering from a single view”, Proc. ICCV, pp. 982-987, 2003.
- [5] C.Tomasi and R.Manduchi, “Bilateral filtering for gray and color images”, Proc. ICCV, pp. 839-846, 1998.

第 9 章

結論

9.1 まとめ

本論文では, 陰陽格子を用いた全方位パノラマ画像処理, クロスモードフィルタによる画像の雑音除去, 2値係数バイラテラルフィルタによる画像の雑音除去, 画像のハーフトーニングと逆ハーフトーニングの反復改善法, 色相を保存するバイラテラルフィルタによる画像平滑化と鮮鋭化, 制約付きバイラテラルフィルタによる色相コントラスト強調, 非対称アンシャープマスキングによる片側ハローの研究について, 新しい方法を提案し, 効果を実験で検証した.

本研究によって得られた研究成果の概要は以下の通りである.

先ず第1章では, 本研究の背景を述べて本研究の目的を明らかにして, 本論文の構成と各章の概要を示した.

次に第2章では, 画像処理において重要かつ基本的なフィルタであるラプラシアンフィルタを全方位パノラマ画像に拡張した. 全方位パノラマ画像における解像度不均一性の問題と極問題に対応するため, Laplace-Beltrami 作用素と陰陽格子を併用した手法を提案した. この結果, 既存手法の修正が比較的少なくて済み, 全方位パノラマ画像の入力に対して良好なフィルタ処理がなされることが確認された.

第3章では, 画像の雑音を除去する手法として, 同じシーンを撮影した補助画像を援用するクロスモードフィルタを提案し, フラッシュ撮影, 近赤外写真, 適正露光写真などを補助画像とする例で実験して, 提案法であるクロスモードフィルタのPSNRは, バイラテラルフィルタ, クロスバイラテラルフィルタ, 更新クロスバイラテラルフィルタよりも高いことを実験で示した.

第4章では, バイラテラルフィルタの重み係数を2値化して高速化する手法を提案し, 画素をサンプリングして計算時間を更に短縮した. 本手法はNPRへの応用を主目的としたので, 画像を強く平滑化した. そして, このイラスト風画像の生成用に提案された2値係数バイラテラルフィルタの雑音除去能力を調べ, 計算量を減らしても雑音除去性能はある程度保たれることを示した. 2値係数バイラテラルフィルタの特長はアルゴリズムの単純さであり, 簡単な機器への実装に適している. しかし, 雑音が多いとサンプリングによる雑音が生じてくるので, サンプリングポイントの構成を工夫して雑音を減らすのが今後の課題である.

第5章では, ハーフトーニングや逆ハーフトーニングを視覚的ぼけフィルタに基づいて定式化し, 反復解法を示した. 本提案法の特徴は, 基のハーフトーニング処理や逆ハーフトーニング変換を繰り返すだけで, それらを改善した結果が得られることである. ここでは視覚的ぼけを単純な平滑化フィルタで近似したが, 心理モデルに基づく高精度なフィルタで実験するのが今後の課題である.

第6章では, 色相を保存するバイラテラルフィルタを提案し, その逆変換により色相を保存する画像鮮鋭化ができることを確認した. ここでは基礎段階として色相が保存さ

れることを確認しただけであるが, 写真の雑音除去やノンフォトリアリスティックレンダリングなどへ適用するのが今後の課題である. また, 色相以外の制約条件に応用することやクロスバイラテラルフィルタなどに拡張することも今後の課題とする.

第7章では, 制約付き最適化問題から色相平滑化バイラテラルフィルタを導き, それを用いて色相のコントラストを強調するアンシャープマスキングを提案した. 絵画やボリュームレンダリング, 医用画像で実験して色のコントラストが強められることを示した.

第8章では, エッジの片側だけにハローを生成する非対称なアンシャープマスキング法を提案して, 水彩の滲みや印象画のハローへの利用可能性を検証した. 後処理を付け加えて実際の絵に近づけるのが今後の課題である.

第9章では, 本研究で得られた成果をまとめて今後の課題も述べた.

謝辞

本研究の遂行および本論文を執筆するにあたり、終始多くのご指導を賜りました九州大学院芸術工学研究院の浦濱喜一教授に厚く御礼を申し上げます。

また、本論文をまとめるにあたり、貴重なご教示をいただきました九州大学院芸術工学研究院の坂本博康教授、小野直樹准教授、原健二准教授および井上光平准教授から貴重なご教示をいただきました。心から感謝申し上げます。

最後に、日頃の研究生生活を支えてくださいました浦濱研究室の先輩、同期、後輩の皆様、研究の相談や支援に応じてくださいますして深く感謝いたします。

本論文の参考文献

各章での参考文献を以下にまとめておく.

第 1 章

- [1] A. Kageyama and T. Sato: “The ‘Yin-Yang grid’ : An overset grid in spherical geometry” , *Geochem. Geophys. Geosyst.* , vol.5, no. 9, 2004.
- [2] E. Eisemann and F. Durand, “Flash photography enhancement via intrinsic relighting” , *ACM Trans. Graph.* , VOL. 23, no. 3, pp. 673-678, 2004.
- [3] 周溪陽, 常セン, 小野直樹, 浦浜喜一, “更新クロスバイラテラルフィルタによる画像の雑音除去” , *信学論* , vol. J96-D, no. 1, pp. 258-261, 2013.
- [4] C. Tomasi and R. Manduchi, “Bilateral filtering for gray and color images” , *Proc. ICCV* , pp. 839-846, 1998.
- [5] H. Winnemoller, S. C. Olsen and B. Gooch, “Real-time video abstraction” , *ACM Trans. Graph.* , vol. 25, no. 3, pp. 1221-1226, 2006.
- [6] J. Fischer, D. Bartz and W. Strasser, “Stylized augmented reality for improved immersion” , *Proc. VR* , pp. 195-202, 2005.
- [7] H. Kang, S. Lee and C. K. Chui, “Flow-based image abstraction” , *IEEE Trans. Vis. Comput. Graph.* , vol. 15, no. 1, pp. 62-76, 2009.
- [8] X. Li, “Edge-directed error diffusion halftoning” , *IEEE Sig. Process. Lett.* , vol. 13, no. 11, pp. 688-690, 2006.
- [9] J. Chang, B. Alain and V. Ostromoukhov, “Structure aware error diffusion” , *ACM Trans. Graph.* , vol. 28, no. 5, article 162, 2009.
- [10] T. D. Kite, N. D. Venkata, B. L. Evans, A. C. Bovik, “A Fast, high-quality inverse halftoning algorithm for error diffused halftones” , *IEEE Trans. Image Process.* , vol. 9, pp. 1583-1592, 2000.

- [11] K. Chung and S. Wu, “Inverse halftoning algorithm using edge-based lookup table approach” , IEEE Trans. Image Process., vol. 14, no. 10, pp. 1583-1589, 2005.
- [12] K. Ho, “Inverse error-diffusion using iterated conditional modes” , Displays, vol. 30, no. 4-5, pp. 175-184, 2009.
- [13] A. Gooch, B. Gooch, P. Shirley and E. Cohen, “A non-photorealistic lighting model for automatic technical illustration” , Proc. SIGGRAPH, pp. 447-452, 1998.
- [14] S. Bruckner, S. Grimm, A. Kanitsar and M. E. Gröller, “Illustrative context-preserving volume rendering” , Proc. EuroVis, pp. 69-76, 2005.
- [15] 張宇, 浦浜喜一, “色相を保存するバイラテラルフィルタによる画像平滑化と鮮鋭化” , 信学論, vol. J97-D, no. 11, pp. 1774-1677, 2014.
- [16] S. Seo and K. Yoon, “Color juxtaposition for Pointillism based on an artistic color model and a statistical analysis” , Visual Comput., vol. 26, no. 6-8, pp. 421-431, 2010.
- [17] J. Sugita and T. Takahashi, “A method for generating pointillism based on Seurat’s color theory” , ITE Trans.MTA, vol. 1, no. 4, pp. 317-327, 2013.

第 2 章

- [1] 杉浦光夫, 解析入門I, 東京大学出版会, 1980.
- [2] S. Li and Y. Hai, “A full-view spherical image format,” ICPR, pp. 2337-2340, 2010.
- [3] M. M. Kazhdan and H. Hoppe, “Metric-aware processing of spherical imagery” , ACM Trans. Graph. , vol. 29, no. 6, pp. 1-10, 2010.
- [4] A. Kageyama and T. Sato: “The ‘Yin-Yang grid’ : An overset grid in spherical geometry” , Geochem. Geophys. Geosyst., vol. 5, no. 9, 2004.

第3章

- [1] E. Eisemann and F. Durand, “Flash photography enhancement via intrinsic relighting”, *ACM Trans. Graph.*, VOL. 23, no. 3, pp. 673–678, 2004.
- [2] 周溪陽, 常セン, 小野直樹, 浦浜喜一, “更新クロスバイラテラルフィルタによる画像の雑音除去”, *信学論*, vol. J96-D, no. 1, pp. 258–261, 2013.
- [3] C. Tomasi and R. Manduchi, “Bilateral filtering for gray and color images”, *Proc. ICCV*, pp. 839–846, 1998.
- [4] 岡田正之, 浦浜喜一, “モードフィルタによるカラー画像のエッジ保存平滑化”, *信学論*, vol. J81-A, no. 8, pp. 1189–1191, 1998.
- [5] J. van de Weijer and R. van den Boomgaard “Local mode filtering”, *Proc. CVPR*, pp. 428–433, 2001.

第4章

- [1] C. Tomasi and R. Manduchi, “Bilateral filtering for gray and color images”, *Proc. ICCV*, pp. 839–846, 1998.
- [2] H. Winnemoller, S. C. Olsen and B. Gooch, “Real-time video abstraction”, *ACM Trans. Graph.*, vol. 25, no. 3, pp. 1221–1226, 2006.
- [3] J. Fischer, D. Bartz and W. Strasser, “Stylized augmented reality for improved immersion”, *Proc. VR*, pp. 195–202, 2005.
- [4] H. Kang, S. Lee and C. K. Chui, “Flow-based image abstraction”, *IEEE Trans. Vis. Comput. Graph.*, vol. 15, no. 1, pp. 62–76, 2009.
- [5] H. Winnemoller, “XDoG: advanced image stylization with eXtended Difference-of-Gaussians”, *Proc. NPAR*, pp. 147–156, 2011.
- [6] J. Chen, S. Paris and F. Durand, “Real-time edge-aware image processing with the bilateral grid”, *ACM Trans. Graph.*, vol. 26, no. 3, article 103, 2007.

- [7] 井上光平, 浦浜喜一, “多重スケール非線形平滑化によるコントラスト強調”, 信学論, vol. J83-A, no. 6, pp. 831, 2000.
- [8] Z. Farbman, R. Fattal, D. Lischinski and R. Szeliski, “Edge preserving decompositions for multi-scale tone and detail manipulation”, ACM Trans. Graph., vol. 27, no. 3, article 67, 2008.
- [9] 張宇, 浦浜喜一, “2値係数バイラテラルフィルタによる画像の計算量軽減平滑化”, 信学技報, 2013-68, pp. 39-42, 2013.
- [10] T.Q. Pham and L.J. van Vliet, “Separable bilateral filtering for fast video preprocessing”, Proc. ICME, pp. 454-457, 2005.
- [11] B. Weiss, “Fast median and bilateral filtering”, ACM Trans. Graph., vol. 25, no. 3, pp. 519-526, 2006
- [12] 景琳琳, 浦浜喜一, “重みの空間方向分解による非線形フィルタの高速化”, 信学論, vol. J89-A, no. 2, pp. 175-178, 2006.
- [13] 井上光平, 浦浜喜一, “重みの対称性に基づくバイラテラルフィルタの高速化”, 信学論, vol. J93-D, no. 2, pp. 148-151, 2010.
- [14] E. Elboher and M. Werman, “Cosine integral images for fast spatial and range filtering”, Proc. ICIP, pp. 89-92, 2011.
- [15] F. Banterle, M. Corsini, P. Cignoni and R. Scopigno, “A low-memory, straightforward and fast bilateral filter through subsampling in spatial domain”, Comput. Graph. Forum, vol. 31, no. 1, pp. 19-32, 2012.

第5章

- [1] X. Li, “Edge-directed error diffusion halftoning”, IEEE Sig. Process Lett., vol. 13, no. 11, pp. 688-690, 2006.

- [2] J. Chang, B. Alain and V. Ostromoukhov, “Structure-aware error diffusion”, *ACM Trans. Graph.*, vol. 28, no. 5, article 162, 2009.
- [3] T. D. Kite, N. D. Venkata, B. L. Evans, A. C. Bovik, “A Fast, high-quality inverse halftoning algorithm for error diffused halftones”, *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 9, pp. 1583–1592, 2000.
- [4] K. Chung and S. Wu, “Inverse halftoning algorithm using edge-based lookup table approach”, *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 14, no. 10, pp. 1583–1589, 2005.
- [5] K. Ho, “Inverse error-diffusion using iterated conditional modes”, *Displays*, vol. 30, no. 4–5, pp. 175–184, 2009.
- [6] C. Tomasi and R. Manduchi, “Bilateral filtering for gray and color images”, *Proc. ICCV*, pp. 839–846, 1998.
- [7] 常セン, 浦浜喜一, “逆バイラテラルフィルタによるジャギーエッジの平滑化”, *信学論*, vol. J96-D, no. 4, pp. 1079–1082, 2013.

第 6 章

- [1] C. Tomasi and R. Manduchi, “Bilateral filtering for gray and color images”, *Proc. ICCV*, pp. 839–846, 1998.
- [2] S. K. Naik and C. A. Murthy, “Hue-preserving color image enhancement without gamut problem”, *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 12, no. 12, pp. 1591–1598, 2003.
- [3] 村平宏太, 田口亮, “色相を保存したRGB色空間におけるカラー画像処理形態の一提案”, *信学論*, vol. J96-A, no. 5, pp. 264–272, 2013.
- [4] D. Miyazaki, R. T. Tan, K. Hara and K. Ikeuchi, “Polarization-based inverse rendering from a single view”, *Proc. ICCV*, pp. 982–987, 2003.

第7章

- [1] A. Gooch, B. Gooch, P. Shirley and E. Cohen, “A non-photorealistic lighting model for automatic technical illustration” , Proc. SIGGRAPH, pp. 447-452, 1998.
- [2] S. Bruckner, S. Grimm, A. Kanitsar and M. E. Gröller, “Illustrative context-preserving volume rendering” , Proc. EuroVis, pp. 69-76, 2005.
- [3] 張宇, 浦浜喜一, “色相を保存するバイラテラルフィルタによる画像平滑化と鮮鋭化” , 信学論, vol. J97-D, no. 11, pp. 1774-1677, 2014.
- [4] D. Miyazaki, R. T. Tan, K. Hara and K. Ikeuchi, “Polarization-based inverse rendering from a single view” , Proc. ICCV, pp. 982-987, 2003.
- [5] C. Tomasi and R. Manduchi, “Bilateral filtering for gray and color images” , Proc. ICCV, pp. 839-846, 1998.

第8章

- [1] 張宇, 浦浜喜一, “色相を保存するバイラテラルフィルタによる画像平滑化と鮮鋭化” , 信学論, vol. J97-D, no. 11, pp. 1774-1677, 2014.
- [2] S. Seo and K. Yoon, “Color juxtaposition for pointillism based on an artistic color model and a statistical analysis” , Visual Comput. vol. 26, no. 6-8, pp. 421-431, 2010.
- [3] J. Sugita and T. Takahashi, “A method for generating pointillism based on Seurat’s color theory” , ITE Trans. MTA, vol. 1, no. 4, pp. 317-327, 2013.
- [4] D. Miyazaki, R. T. Tan, K. Hara and K. Ikeuchi, “Polarization-based inverse rendering from a single view” , Proc. ICCV, pp. 982-987, 2003.
- [5] C. Tomasi and R. Manduchi, “Bilateral filtering for gray and color images” , Proc. ICCV, pp. 839-846, 1998.

付録

1. Laplace-Beltrami 作用素の導出[1]

三次元空間のラプラシアン Δ のデカルト座標表示は

$$\Delta = \frac{\partial^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2}{\partial y^2} + \frac{\partial^2}{\partial z^2} \quad (\text{A}\cdot 1)$$

で与えられる。また、デカルト座標と極座標の間には、次式の関係がある。

$$x = r \sin \theta \cos \phi \quad (\text{A}\cdot 2)$$

$$y = r \sin \theta \sin \phi \quad (\text{A}\cdot 3)$$

$$z = r \cos \theta \quad (\text{A}\cdot 4)$$

ここで、 r は動径、すなわち原点と (x, y, z) の距離である。chain rule を式 (A・2) ~ (A・4) に用いることにより、デカルト座標の1階微分作用素の極座標表示は

$$\frac{\partial}{\partial x} = \sin \theta \cos \phi \frac{\partial}{\partial r} + \frac{1}{r} \cos \theta \cos \phi \frac{\partial}{\partial \theta} - \frac{1}{r} \frac{\sin \phi}{\sin \theta} \frac{\partial}{\partial \phi} \quad (\text{A}\cdot 5)$$

$$\frac{\partial}{\partial y} = \sin \theta \sin \phi \frac{\partial}{\partial r} + \frac{1}{r} \cos \theta \sin \phi \frac{\partial}{\partial \theta} - \frac{1}{r} \frac{\cos \phi}{\sin \theta} \frac{\partial}{\partial \phi} \quad (\text{A}\cdot 6)$$

$$\frac{\partial}{\partial z} = \cos \theta \frac{\partial}{\partial r} - \frac{1}{r} \sin \theta \frac{\partial}{\partial \theta} \quad (\text{A}\cdot 7)$$

で与えられる。式 (A・5) ~ (A・7) を式 (A・1) に代入することにより、三次元空間のラプラシアン Δ の極座標表示

$$\Delta = \frac{\partial^2}{\partial r^2} + \frac{2}{r} \frac{\partial}{\partial r} + \frac{1}{r^2} \left(\frac{\partial^2}{\partial \theta^2} + \cot \theta \frac{\partial}{\partial \theta} + \frac{1}{\sin^2 \theta} \frac{\partial^2}{\partial \phi^2} \right) \quad (\text{A}\cdot 8)$$

が得られる。ここで、動径 r を1に固定することにより、式(1)と同じ次式が得られる。

$$\Delta = \frac{\partial^2}{\partial \theta^2} + \cot \theta \frac{\partial}{\partial \theta} + \frac{1}{\sin^2 \theta} \frac{\partial^2}{\partial \phi^2} \quad (\text{A} \cdot 9)$$

2. パノラマ画像ラプラシアン of 陰陽格子間の座標変換不変性の証明

陰格子における三次元デカルト座標と極座標をそれぞれ (x, y, z) , (r, θ, ϕ) とする.
陽格子における三次元デカルト座標と極座標をそれぞれ (x', y', z') , (r, θ, ϕ) とする.
陰格子極座標系における動径 r と陽格子極座標系における動径 r は共通化できることに注意する.

このとき, 陰陽格子の定義により, 二つのデカルト座標の間に次式の関係が成り立つ.

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ z' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} \quad (\text{A} \cdot 10)$$

したがって, これらの1階微分作用素の間に次式の関係が成り立つ.

$$\begin{bmatrix} \partial/\partial x' \\ \partial/\partial y' \\ \partial/\partial z' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \partial/\partial x \\ \partial/\partial y \\ \partial/\partial z \end{bmatrix} \quad (\text{A} \cdot 11)$$

よって, これらの三次元空間のラプラシアンは, 次式のように等しくなる.

$$\frac{\partial^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2}{\partial y^2} + \frac{\partial^2}{\partial z^2} = \frac{\partial^2}{\partial x'^2} + \frac{\partial^2}{\partial y'^2} + \frac{\partial^2}{\partial z'^2} \quad (\text{A} \cdot 12)$$

したがって, 次式のようにラプラシアンの極座標表示も等しくなる.

$$\frac{\partial^2}{\partial r^2} + \frac{2}{r} \frac{\partial}{\partial r} + \frac{1}{r^2} \Delta_s = \frac{\partial^2}{\partial r^2} + \frac{2}{r} \frac{\partial}{\partial r} + \frac{1}{r^2} \Delta_s'$$

(A. 13)

ここで,

$$\Delta s' = \frac{\partial^2}{\partial \theta'^2} + \cot \theta' \frac{\partial}{\partial \theta'} + \frac{1}{\sin^2 \theta'} \frac{\partial^2}{\partial \varphi'^2}$$

(A. 14)

である. 式(A.13)により, $\Delta S = \Delta S'$. よって, 陰格子と陽格子のラプラシアンフィルタのフィルタ行列が等しいことになり, 標記の座標変換不変性が示された.