画像の本質を引き出す

バイラテラルフィルタによるノイズ除去とイラスト風画像の生成

浦 浜 喜 一†

1. ま え が き

エッジをぼかさずにノイズを除去するための多種多様な非線形フィルタが考案されてきたが、ここ最近、バイラテラルフィルタが画像処理、コンピュータビジョンやコンピュータグラフィックスなど、広い範囲で利用されてきている。このフィルタは、SUSANフィルタ¹⁾や非線形ガウスフィルタ²⁾などと同じものであるが、Tomasiらによるバイラテラルフィルタという呼称³⁾が定着している。

バイラテラルというネーミングは、フィルタの重み係数が空間座標に対応した係数と画素値に対応した係数の、両方を含んでいることに由来する。その点ではシグマフィルタ⁴⁾も同じであるが、シグマフィルタのウィンドウはボックス型であるのに対し、バイラテラルフィルタ（以下BFと略す）のウィンドウは性質の良いガウス関数である。

BFは当初、通常のフィルタと同様にノイズ除去を目的に開発されたが、その使い易さや拡張性のおかげで、広範な利用形態の画像処理への応用が考案されつつある。

本稿では、BFの特性や問題点を概説し、種々の利用法、特にイラスト風画像生成への応用を紹介し、最近進みつつある拡張にも触れる。なお、本稿での説明では、記述を短くするために、式では空間座標は1次元だけとし、画素値も1次元、すなわちモノクロ画像とする。空間座標は、通常の画像では2次元（画像平面）であるが、ボリュームデータや動画では3次元となり、画素値はオプティカルフローなどでは2次元、カラー画像では3次元になる。

2. バイラテラルフィルタ

空間座標 i での入力画素値を d_i とし、座標 j での出力画素値を f_j とすると、BFでは f_i を

$$f_i = \frac{\sum_{j=i-p}^{i+p} e^{-\alpha(i-j)^2} e^{-\beta(d_i-d_j)^2} d_j}{\sum_{j=i-p}^{i+p} e^{-\alpha(i-j)^2} e^{-\beta(d_i-d_j)^2}} \quad (1)$$

で計算する。

このBFは、以下のような長所を持つ。

- (1) 非線形拡散や平均シフトフィルタ⁵⁾のような反復計算を要せず、動作が直感的に把握しやすい。
- (2) 簡潔な単一の式だけで表され、実装しやすい。
- (3) パラメータが α と β の2個だけで設定しやすい。
- (4) ガウス性白色ノイズの除去能力とエッジの保存能力の両方を兼ね備えている。
- (5) 線形フィルタと同様に入力画素値の加重平均が出力画素値となる。

(1)の反復不要性はウィンドウ（式(1)では、 $i-p$ から $i+p$ までの幅 $2p+1$ ）が広いことによっている。非線形拡散法では4近傍や8近傍だけなので、反復によって伝播させる必要があり、細いギャップを超えられず、反復による不安定性や停止条件など制御が難しい問題が発生する。BFは反復が不要なので、そのような問題が生じず、広い範囲を加重平均するのでノイズ除去性能が高い。しかしウィンドウが広いと計算量が増える。これについては後述するような高速化法が開発されている。

BFの高いノイズ除去能力は、式(1)の重み係数がガウス関数であることによる。ガウス関数は、フーリエ変換もガウス関数になることや、スケールスペースで因果律を満たす唯一の核関数であることなど優れた性質が多く、ウィンドウがボックス型であるシグマフィルタよりもノイズ除去能力が高い。また、多次元ガウス関数は1次元ガウス関数の積に分解できることから、計算の効率化にも適している。

BFのエッジ保存性は、図1に示すように式(1)の重みが自動的に空間的に非等方になることによる。図1左端の入力画像（水平面が画像平面、縦軸は画素値）での星印の画素での出力を考える。図1左上の山型関数は式(1)の $e^{-\alpha(i-j)^2}$ （の2次元版）であり、右上の階段状関数は $e^{-\beta(d_i-d_j)^2}$ である。両者を掛け合わせると中央下の山が半分削れた形状の関数になり、これが星印の画素での重み関数となる。このよう

†九州大学 大学院 芸術工学研究院

"Technologies Leading to the Next-generation Digital Cameras and Movies (8): Extracting Intrinsic Structures in Images; Noise Reduction and Generation of Illustrations by Using Bilateral Filters" by Kiichi Urahama (Faculty of Design, Kyushu University, Fukuoka)

図1 BFの動作 (Durandら²⁵⁾の図を再構成)

な重み関数を各画素で求めて図1左端の画像を畳み込むと、エッジが保存されたままノイズが均されて右端の画像が出力される。

このように、式 (1) の二つの重み関数 $e^{-\alpha(i-j)^2}$ と $e^{-\beta(d_i-d_j)^2}$ のそれぞれは等方的であるが、それらが掛け合わされることにより、図1の下中央のように、注目画素周辺の入力画像の濃淡分布によって、重みが自動的に空間的に非等方になることがBFの特長であり、これによってエッジが保存される。

なお、パラメータ α と β の適切な値は、画素値とノイズの大きさによるが、 β の設定については、入力画像のノイズの標準偏差 σ を推定して、 $\beta=1/(1.95\sigma)$ とする経験則が提案されている⁶⁾。

最後の長所 (5) は、加重平均の重みが空間重み $e^{-\alpha(i-j)^2}$ と画素値の重み $e^{-\beta(d_i-d_j)^2}$ の積になっていることもあって、順序統計フィルタなどに比べ、後述するようにBFの拡張性が高いことの要因である。

3. 積空間での画像表現

画像は通常、図1左端のような関数で表される。すなわち画素値は、独立変数である空間座標 i (図1では画像平面 (水平面)) の陽関数 d_i として表される。これはいわば画像平面表現であり、画像平滑化は関数回帰問題として扱われる。ロバスト統計による非線形フィルタはこのような観点で議論される。

このような陽関数表現は直感的でわかりやすいが、BFを広い観点から理解するためには、独立変数を画像平面から、画像平面と画素値との積空間に拡張して、積空間座標の関数で表現するのが有用である。積空間とは、画像平面に直交する軸として画素値の次元を付け加えた直積空間である。

画像を積空間で表す直接的な方法は、陽関数を陰関数に変換するものであり、図1の左端を積空間内に置かれた3次元物体の表面と見るものである。この陰関数表現では、画像平滑化は幾何学的な形状変形として扱われる。非線形拡散法の理解にはこのような幾何学的手法が有用である⁷⁾ が、この陰関数表現では画像は厚みのない表面とみなされ、通常の陽関数表現と本質的には違わない。

BFを理解するには、このような陰関数ではなく、積空間での確率分布による画像表現が有用である。以下では、画

像平面の離散座標 i に加えて、画素値の離散座標を τ のようにギリシャ文字で表し、積空間 (i, τ) 上の関数を $h_{i, \tau}$ のように記す。例えば、入力画像の確率分布は δ_{τ, d_i} である。 $\delta_{x, y}$ はクロネッカのデルタ ($x=y$ なら $\delta_{x, y}=1$, $x \neq y$ なら $\delta_{x, y}=0$) である。すなわち空間座標 i では、画素値が $\tau=d_i$ に確率1で分布するのが入力画像である。このような確率分布による間接表現は、直接的な陽関数表現よりもわかりにくい⁸⁾ が、BFの理解や拡張などには有用である。

このように入力画像の確率分布はデルタ関数になるが、この入力確率分布をガウスフィルタで平滑化することを考える。積空間でのガウスフィルタは、空間座標 i 方向のガウスフィルタと画素値 τ 方向のガウスフィルタに分解できる。

まず、入力確率分布 δ_{τ, d_i} を場所 i ごとに τ 方向にぼかすと

$$c_{i, \tau} = \sum_{\varphi} e^{-\beta(\tau-\varphi)^2} \delta_{\varphi, d_i} = e^{-\beta(\tau-d_i)^2} \quad (2)$$

となる。各 τ での $c_{i, \tau}$ は1枚の画像とみなせる。ただし画素値は0と1の間であり、入力画像の各場所 i に τ 付近の値がどの程度存在するかを表す。この画像はチャンネル (Channel) と呼ばれる⁸⁾ (カラー画像でR,G,Bそれぞれのモノクロ画像をチャンネルと呼ぶのと同じである)。

次に、各 τ ごとにチャンネル画像を i 方向にぼかすと

$$h_{i, \tau} = \sum_{j=i-p}^{i+p} e^{-\alpha(i-j)^2} e^{-\beta(\tau-d_j)^2} \quad (3)$$

となる。各場所 i での $h_{i, \tau}$ を局所ヒストグラム⁹⁾ という。これは各場所 i の近傍に τ 付近の値がどの程度存在するかを表す。

$h_{i, \tau}$ は入力画像の確率分布であるデルタ関数をぼかしたものであり、画像のチャンネル表現⁸⁾、あるいは局所無順序画像 (Locally Orderless Image: LOI)⁹⁾ と呼ばれる。以上の式では i は1次元なので $h_{i, \tau}$ は2次元画像となる。例えば図2上の1次元データのLOIは図2下のようなになる。

通常の画像では空間座標 i は2次元であり、 $h_{i, \tau}$ は3次元画像となる。そのようなLOIの例を図3に示す。左が入力画像で右がLOIである。右の1枚1枚がチャンネル画像である (実際にはチャンネルは256枚ある)。最下段のチャンネル画像は、左の画像の暗い画素の確率分布であり、最上段のチャンネル画像は明るい画素の分布である。例えば、右中段の画像は

図2 1次元データ (上) の局所無順序画像 (下) (Parisら¹¹⁾の図の1部を再構成)

図3 2次元画像(左)のチャンネル画像(右)
(Pham¹⁰⁾の図の1部を再構成)

図4 図2のデータの $\tau\delta_{\tau,d_i}$ のLOI(上)とBFの出力(下)
(Parisら¹¹⁾の図の1部を再構成)

画素値128の確率分布であり、白い(確率が高い)ところでは、左の画像の画素値は128付近(灰色)になっている。

なお、式(3)の $h_{i,\tau}$ の $\tau=d_i$ での値 h_{i,d_i} は式(1)の分母に一致する。同様に、式(1)の分子は積空間での関数 $\tau\delta_{\tau,d_i}$ のLOIの $\tau=d_i$ での値になる。式(1)の分子と分母をこのような積空間関数で表現したものはバイラテラル格子¹¹⁾と呼ばれ、後述するようにBFの高速計算に利用される。参考のため、図2の1次元データの $\tau\delta_{\tau,d_i}$ のLOIを図4上に示す。これは図2下のLOIに τ が掛かった値になっており、 τ が小さい(縦軸の下の方)ほど値が小さく(黒く)になっている。図2下は式(1)の分母、図4上は分子であるから、場所 (i,d_i) での図4上の値を、同場所の図2下の値で割ると式(1)の f_i が求まる。図4下が f_i であり、入力 d_i (図2上)からノイズが除去されている。

4. モードフィルタ

各場所 i で局所ヒストグラムのモード(最頻値)を求める、すなわち

$$\max_{f_i} E(f_i) = \sum_{j=i-p}^{i+p} e^{-\alpha(i-j)^2} e^{-\beta(f_i-d_j)^2} \quad (4)$$

をモードフィルタという¹²⁾。式(4)は非線形で解析的には解けないので反復解法で解く。

$$\frac{dE}{df_i} = -2\beta \sum_{j=i-p}^{i+p} (f_i - d_j) e^{-\alpha(i-j)^2 - \beta(f_i-d_j)^2} \quad (5)$$

となるから、 $dE/df_i=0$ を解く逐次代入反復法は、

$$f_i^{(\mu+1)} = \frac{\sum_{j=i-p}^{i+p} e^{-\alpha(i-j)^2} e^{-\beta(f_i^{(\mu)}-d_j)^2} d_j}{\sum_{j=i-p}^{i+p} e^{-\alpha(i-j)^2} e^{-\beta(f_i^{(\mu)}-d_j)^2}} \quad (6)$$

となる。 f_i の初期値を $f_i^{(0)}$ として μ を1ずつ増やしながらか $f_i^{(\mu)}$ を更新していくと式(4)の解(ただし局所最適解)に収束することが証明されている。すなわち、この反復法で局所ヒストグラムの局所的モードが求まる。

f_i の初期値を $f_i^{(0)}=d_i$ とすると、式(6)の反復1回目の値 $f_i^{(1)}$ は式(1)の f_i になる。すなわち、BFはモードフィルタの反復解法の1回目の値である。このことからBFの平滑化能力はモードフィルタよりは低いと予想される。

なお、積空間での確率分布表現に基づいて、 f_i に加えて i も動かして、積空間での局所的モードに収束させる平均シフトフィルタ⁵⁾は、セグメンテーションにも利用される。

5. 反復BF

BFを1回かけるだけでは平滑化が不十分な場合には、BFが反復してかけられる。すなわち $f_i^{(0)}=d_i$ として

$$f_i^{(\mu+1)} = \frac{\sum_{j=i-p}^{i+p} e^{-\alpha(i-j)^2} e^{-\beta(f_i^{(\mu)}-f_j^{(\mu)})^2} f_j^{(\mu)}}{\sum_{j=i-p}^{i+p} e^{-\alpha(i-j)^2} e^{-\beta(f_i^{(\mu)}-f_j^{(\mu)})^2}} \quad (7)$$

を反復する。これは、式(4)の d_i を f_i に置き換えた

$$\max_f E(f) = \sum_i \sum_{j=i-p}^{i+p} e^{-\alpha(i-j)^2} e^{-\beta(f_i-f_j)^2} \quad (8)$$

の反復解法(f は f_i を並べたベクトル)であることが次のようにしてわかる。実際、

$$\frac{dE}{df_i} = -2\beta \sum_{j=i-p, j \neq i}^{i+p} (f_i - f_j) e^{-\alpha(i-j)^2 - \beta(f_i-f_j)^2} \quad (9)$$

となるから、最急上昇法

$$f_i^{(\mu+1)} = f_i^{(\mu)} + h_i^{(\mu)} \partial E / \partial f_i^{(\mu)}$$

において

$$h_i^{(\mu)} = 1 / \left(2\beta \sum_{j=i-p}^{i+p} e^{-\alpha(i-j)^2} e^{-\beta(f_i^{(\mu)}-f_j^{(\mu)})^2} \right)$$

とおけば式(7)になる。このように、式(6)が反復代入法であったのに対し、式(7)は最急上昇法である。なお、式(8)の反復代入法は、式(7)とは異なる式(分子と分母の $\sum_{j=i-p}^{i+p}$ から $j=i$ を除いたもの)になる。

このように、式(7)の反復BFは式(8)の反復解法であるが、式(1)のBFは

$$\min_{f_i} \sum_{j=i-p}^{i+p} (f_i - d_j)^2 e^{-\alpha(i-j)^2} e^{-\beta(d_i-d_j)^2} \quad (10)$$

の最適解である(maxとminの違いに注意)。式(10)は f_i の2次式なので解は直ちに式(1)になる。

6. 拡張法

BFは優れたフィルタであるが、問題点もいくつか指摘さ

れている。本章では、それらの問題点の解消法や拡張法を紹介する。これらの拡張は、BFが入力画素値の加重平均であり、重みが空間重みと画素値重みの積になっていることによっている。

6.1 トリラテラルフィルタ

BFの弱点の一つは、インパルスノイズを除去できないことである。そこで、インパルスノイズの検出器を第3の重みとして追加したトリラテラル (Trilateral) フィルタが提案されている¹³⁾。BFの重みは、二つの関数 $e^{-\alpha(i-j)^2}$ と $e^{-\beta(d_i-d_j)^2}$ の積なのでバイラテラルと呼ばれるが、トリラテラルフィルタでは重みは三つの関数の積である。

また、BFは入力画像を局所的な定数関数で近似する回帰法なので、ステップエッジは保存するが、尾根エッジや谷エッジは丸く均されてしまう。そこで、勾配に関する第3の重みを付け加えたトリラテラルフィルタも提案されている¹⁴⁾。

6.2 高次BF

メディアンフィルタは、エッジを保存するだけで急峻化することはないが、BFはエッジを急峻化し、エッジ保存性よりも強いエッジ強調性をもつ。これは画像の鮮鋭化に有用であるが、非線形拡散と同様に、元々エッジがないところにも擬似的なエッジを生じてしまうことがある。このような擬似輪郭は、後の図5にも見られるようにBFを反復した場合に顕著である。画像のイラスト化などの応用では、このような擬似輪郭はイラスト的トーン生成には有効であるが、通常の画像処理目的には有害であり、イラスト風画像でも不要なエッジが増えるのは望ましくない。

そこで、このような階段効果の解消法として、高次BFが提案されている¹⁵⁾。式(1)のBFは、入力画像に局所的な0次(定数)関数をあてはめる関数回帰法で、統計論でカーネル回帰と呼ばれる手法の一種であるが、この回帰関数を高次の関数に拡張したものが高次BFである。特に、1次(平面)関数によるBFでは階段効果が生じないことが示されている。

また、高次BFはトリラテラルフィルタと同様に、尾根エッジや谷エッジを保存するためにも用いられる。

6.3 複合BF

通常のBFでは入力画像は1枚だけであるが、多重画像にもそのまま拡張される。カラー画像も、R,G,Bの3枚のモノクロ画像からなる多重画像である。画像が m 枚あるとすると、式(1)は

$$f_{ik} = \frac{\sum_{j=i-p}^{i+p} e^{-\alpha(i-j)^2} \prod_{l=1}^m e^{-\beta_l(d_{il}-d_{jl})^2} d_{jk}}{\sum_{j=i-p}^{i+p} e^{-\alpha(i-j)^2} \prod_{l=1}^m e^{-\beta_l(d_{il}-d_{jl})^2}} \quad (11)$$

となる。 d_{ik} は座標 i の k 枚めの画像の画素値である。式(11)の多次元ガウス関数 $\prod_{l=1}^m e^{-\beta_l(d_{il}-d_{jl})^2}$ は、ベクトルの画素値間の距離をユークリッド距離で測ることを表す。したがって、カラー画像ではCIELABなどの均等色座標が望ましい。

いろいろな撮像機器を組合せたマルチモーダル画像では、式(11)は複合 (Dual) BF¹⁶⁾と呼ばれ、例えば赤外写真

図5 左端の画像の反復BFの出力(中央)と固定係数反復BFの出力(右)

を援用して通常写真のノイズを除去するのに応用されている。複合BFは、複数の写真のエッジ情報をすべて使うので、通常写真では不明瞭であるようなエッジが補完され、エッジ保存性やノイズ除去能力が向上する。

また、式(11)において $\beta_k=0$ とおいたもの、すなわち、ある画像の平滑化に自身のエッジ情報ではなく、ほかの画像のエッジ情報を用いるものをクロス (Cross) BF¹⁷⁾、あるいは結合 (Joint) BF¹⁸⁾と呼ぶ。これは、ある写真をノイズ除去するときに、他の写真のエッジ情報を利用するもので、例えば通常写真のノイズを除去するのにフラッシュ撮影写真を援用するのに利用されている。図7に一例を示す。図7左はフラッシュなしの通常撮影、中央はフラッシュ撮影の写真であり、中央の画像から計算した重み係数で左の画像を平滑化した結果と中央の写真とを融合した結果が図7右の画像である。

6.4 高速化

BFに使われているガウス関数は画像処理には有用であるが、コンピュータ処理では計算量が多い関数の一つである。したがって、ビデオなど高次元データでは計算の高速化が望まれる。

高速化への一つのアプローチは分離可能BFである。多次元ガウス関数が1次元ガウス関数の積に分解されることから、線形ガウスフィルタは分離可能であり、1次元フィルタを逐次にかけることにより、高速に計算することができる。BFは画素値の重みを含むため非線形であり、そのため分離不可能であるが、分離可能BFでBFを近似する高速化法が提案されている¹⁹⁾。ノイズがあまり多くない画像で、ウィンドウがそれほど広くなければ近似誤差はそれほど大きくならないので分離可能BFは良好に働くが、ノイズが増え、ウィンドウが広くなると近似誤差が増えて信頼性が低下する。

2番目の高速化法は、3章のチャンネル表現の近似に基づくもの²⁰⁾であるが、このアプローチも近似誤差が大きい。

最新のアプローチ¹¹⁾は、3章で述べたバイラテラル格子を利用して、積空間画像を粗くサンプリングすることによって高速化する手法である。BFは通常の画像平面表現では非線形であるが、積空間表現でのバイラテラル格子では線形ガウスフィルタになり、ローパス特性であることから、積空間画像は帯域制限画像となり、かなり粗くサンプリングしても誤差はそれほど増えないことが報告されている。この手法に加えて、GPUを活用することによってリアルタ

イム処理が可能な高速化が達成されている。

6.5 非等方BF

2章で述べたように、BFは画素値方向の重みを含むことによって自動的に空間非等方になるが、画像平面方向の重み $e^{-\alpha(i-j)^2}$ を非等方に拡張した非等方BFが提案されている²¹⁾。非等方BFは、線状模様を保存してノイズ除去するのに適しているが、非等方性を誇張することによって、手描き風の線状模様を画像に付けるのにも利用されている。この非等方フィルタは、イラスト風画像での滑らかな輪郭線を得るのにも利用される。

6.6 ウィンドウBF

式(1)の画素値軸方向の重み $e^{-\beta(d_i-d_j)^2}$ は画素値 d_i と d_j の類似度である。これを、座標 i を中心とするウィンドウ $[i-q, i+q]$ と j 中心のウィンドウ $[j-q, j+q]$ の類似度

$$e^{-\beta \sum_{k=-q}^q e^{-\gamma^2(d_{i+k}-d_{j+k})^2}} \quad (12)$$

に拡張したものをウィンドウBFと呼ぶ。 γ を大きくするとウィンドウBFは通常のBFに近づく。通常のBFは画素単位の類似度なので、テクスチャもノイズとみなされて平滑化され、イラスト風画像の生成ではそれが画像の単純化に利用されるが、医用画像などではテクスチャを保存すべき場合も多い。ウィンドウBFはウィンドウ単位の類似度なので、空間的な相関をもつテクスチャの保存性が高まり、空間相関が低いノイズの除去能力が向上する。式(12)を式(1)に代入したウィンドウBFにおいて、 $\sum_{j=i-p}^{i+p}$ を画像全体にしたもの、すなわち、類似領域を画像全体のなかから探すのを非局所平均フィルタ²²⁾という。その際、式(1)の α は0にすることが多い。

このようにウィンドウBFは優れたノイズ除去性能をもつが、計算量が多いのが難点であり、前章で述べたような高速化法がウィンドウBFについても望まれる。

7. 応 用

BFの主な応用は、ノイズが加わった画像からノイズを除去するものであるが、ノイズのない画像を対象としても種々の利用法が提案されてきている。

7.1 ノイズ除去

BFは医用画像のノイズ除去など基本的な応用から、オプティカルフローなどのベクトル場や、3Dメッシュデータの平滑化など広範囲の空間データの精製に利用されている。BFは、ガウス関数すなわちユークリッド距離を基本とするが、オプティカルフローの速度場や3D物体表面の法線ベクトル場などの類似度は、ユークリッド距離では測れないので注意が必要である。また最近では複合BFなど、種々の撮像機器を活用した画像処理法への応用が盛んになってきている。

7.2 画像のイラスト化

画像のイラスト化では、イラスト風トーンの画像生成とエッジ抽出が用いられる。すなわち、入力画像のコントラ

ストの高いエッジは保存し、コントラストが低い領域はさらに低くして、トーンを簡略化した画像に主要エッジを上描きしてイラスト風画像を生成する。このトーンの簡略化にBFが適している。またエッジも、平滑化してから抽出するほうが、不要な微細エッジが除去されて主要エッジだけが残る、手描きの輪郭線に近いエッジが得られる。このとき、1回のBFだけでは画像の簡略化が不十分なため、数回反復してBFがかけられることが多いが、6.2節でも述べたように通常の反復BFでは擬似輪郭が生じることがある。

擬似輪郭の原因となる階段効果を解消する手法として、6.2節の高次BFなどがあるが、処理が煩雑である。擬似輪郭を緩和する簡便な手法としては、式(7)の $e^{-\beta(f_i^{(u)}-f_j^{(u)})^2}$ を $e^{-\beta(d_i-d_j)^2}$ に変えた

$$f_i^{(\mu+1)} = \frac{\sum_{j=i-p}^{i+p} e^{-\alpha(i-j)^2} e^{-\beta(d_i-d_j)^2} f_j^{(\mu)}}{\sum_{j=i-p}^{i+p} e^{-\alpha(i-j)^2} e^{-\beta(d_i-d_j)^2}} \quad (13)$$

を反復する方法がある。これは式(10)の最初の d_j を f_j に変えた

$$\min_f \sum_{j=i-p}^{i+p} (f_i - f_j)^2 e^{-\alpha(i-j)^2} e^{-\beta(d_i-d_j)^2} \quad (14)$$

の反復解法である。この手法では反復BFの重み係数が入力画像での値に固定されるので、入力画像の保存性が高く、図5右端に示すように、イラスト風エッジ抽出に適した平滑化が行える。

このような平滑化された画像から手描き風のエッジを抽出するには、ソーベルフィルタなどの差分フィルタよりも、自己商画像の2値化による方法が適している。自己商画像とは、入力画像の画素値を、それを平滑化した画像の画素値で割った値(すなわち商)を画素値とする画像である。この商の値がしきい値、例えば、0.9よりも小さくなる画素をエッジとして取出せば、画像の暗い部分でもエッジを検出することができる²³⁾。このエッジ検出法において、自己商画像や検出エッジ画像に非等方BFをかけると、エッジが滑らかになり、より手描き風になる。

図5右端の画像のエッジを非等方BFで平滑化したものを図5右端の画像に上描きしたイラスト風画像を図6に示す。このようなイラスト画像のパターン認識への応用例とし

図6 イラスト風画像

図7 クロスBFによる画像融合 (Eisemannら¹⁷⁾に用いられた写真)

て、顔画像をそのまま被験者に認識させるよりも、イラスト化したほうが認識が速いという報告例がある²⁴⁾。また、CG画像と実写画像を合成する拡張現実感において、合成の違和感を緩和するために、実写画像をイラスト化する手法が提案されている。

7.3 トーン調整

写真での画素値は、照明の輝度と物体の反射率の積であり、多くの場合、照明の空間的な変化は緩やかであり、それに比べてテクスチャによる反射率は細かく変化する。この性質に基づいて、画像を低周波の照明成分と高周波のテクスチャ成分に分離して、画像のトーンを調整する手法が提案されている。積を和に直すために画素値の対数を取り、BFをかけた出力を照明成分とし、残差をテクスチャ成分とする。

照明成分のレンジを圧縮すれば、暗いところのコントラストを上げることができ²⁵⁾、より一般に照明成分を調整することによりリライティング (Relighting) が行える¹⁷⁾。またテクスチャ成分も調整する高機能なトーン調整法が提案されている²⁶⁾。

画像にBFをかけて低周波の基調成分を求め、残差の詳細成分との和に分解する手法は、ダイナミックレンジ圧縮でのコントラスト改善の他にも、多重画像の融合など広範に利用されている。BFによる画像の周波数成分分離の長所は、線形フィルタによる分離で生じるエッジ付近の人工的なハローが生じないことである。図7左と中央の2枚の写真を融合して図7右のような画像を合成するときなどに、このような画像融合法が使える。

8. む す び

本稿では最近利用範囲が広がりつつあるBFについて、基礎的な事項を説明し、数多く提案されている拡張や応用例などを紹介した。アルゴリズムとしては、比較的最近に提案されたウィンドウBFの今後の発展に興味を持たれる。また応用面では、高速な実装によりカメラによるイラスト風顔絵生成や高機能なトーン調整などが期待される。

(2008年2月27日受付)

〔文 献〕

- 1) S. Smith and J. Brady: "SUSAN - A New Approach to Low Level Image Processing", Int. J. Comput. Vision, 23, 1, pp.45-78 (1997)

- 2) V. Aurich and J. Weule: "Non-linear Gaussian Filters Performing Edge Preserving Diffusion", Proc. DAGM Symp., pp.538-545 (1995)
- 3) C. Tomasi and R. Manduchi: "Bilateral Filtering for Gray and Color Images", Proc. ICCV, pp.839-846 (1998)
- 4) J.-S. Lee: "Digital Image Smoothing and the Sigma Filter", CVGIP, 24, pp.255-269 (1983)
- 5) G.F. Dominguez, H. Bischof and R. Beichel: "Fast 3D Mean Shift Filter for CT Images", Proc. SCIA, pp.438-445 (2003)
- 6) C. Liu, W.T. Freeman, R. Szeliski, and S. Kang: "Noise Estimation from a Single Image", Proc. CVPR, pp.901-908 (2006)
- 7) N. Sochen, R. Kimmel, and R. Malladi: "A General Framework for Low Level Vision", IEEE Trans. Image Process., 7, pp.310-318 (1998)
- 8) M. Felse, P.-E. Forssen, and H. Schar: "Channel Smoothing: Efficient Robust Smoothing of Low-Level Signal Features", IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell., 28, 2, pp.209-222 (2006)
- 9) J. Koenderink and A. Van Doorn: "The Structure of Locally Orderless Images", Int. J. Comput. Vision, 31, pp.159-168 (1999)
- 10) T.Q. Pham: "Spatial Adaptivity in Super-Resolution of Undersampled Image Sequences", Ph.D. Thesis, Delft Univ. Tech. (2006)
- 11) S. Paris and F. Durand: "A Fast Approximation of the Bilateral Filter Using a Signal Processing Approach", Proc. ECCV, pp.568-580 (2006)
- 12) 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, J81-A, 8, pp.1189-1191 (1998)
- 13) R. Garnett, T. Huegerich, C. Chui, and W. He: "A Universal Noise Removal Algorithm with An Impulse Detector", IEEE Trans. Image Process., 14, 11, pp.1747-1754 (2005)
- 14) P. Choudhury and J. Tumblin: "The Trilateral Filter for High Contrast Images and Meshes", Proc. EGSR, pp.186-196 (2003)
- 15) A. Buades, B. Coll, and J.-M. Morel: "The Staircasing Effect in Neighborhood Filters and Its Solution", IEEE Trans. Image Process., 15, 6, pp.1499-1505 (2006)
- 16) E. Bennett, J. Mason, L. McMillan: "Multispectral Bilateral Video Fusion", IEEE Trans. Image Process., 16, 5, pp.1185-1194 (2007)
- 17) E. Eisemann and F. Durand: "Flash Photography Enhancement Via Intrinsic Relighting", ACM Trans. Graph., 23, 3, (July 2004)
- 18) G. Petschnigg, M. Agrawala, H. Hoppe, R. Szeliski, M. Cohen, and K. Toyama: "Digital Photography with Flash and No-Flash Image Pairs", ACM Trans. Graph., 23, 3 (July 2004)
- 19) T. Q. Pham and L. J. van Vliet: "Separable Bilateral Filtering for Fast Video Preprocessing", Proc. ICME (2005)
- 20) B. Weiss: "Fast Median and Bilateral Filtering", ACM Trans. Graph., 25, 3, pp.519-526 (2006)
- 21) 井上光平, 浦浜喜一: "非等方バイラテラルフィルタによるエッジ保存縞模様強調", 映像学誌, 58, 1, pp.115-120 (2004)
- 22) A. Buades, B. Coll, and J.-M. Morel: "A Review of Image Denoising Algorithms with a New One", Multiscale Model. Simul., 4, 2, pp.490-530 (2005)
- 23) 景琳琳, 井上光平, 浦浜喜一: "自己商画像の非等方平滑化に基づくイラスト風画像", 信学論, J89-A, 5, pp.385-386 (2006)
- 24) H. Winnemoller, S.C. Olsen, and B. Gooch: "Real-Time Video Abstraction", ACM Trans. Graph., 25, 3, pp.1221-1226 (2006)
- 25) F. Durand and J. Dorsey: "Fast Bilateral Filtering for the Display of High-Dynamic-Range Images", ACM Trans. Graph., 21, 3 (2002)
- 26) S. Bae, S. Paris, and F. Durand: "Two-Scale Tone Management for Photographic Look", ACM Trans. Graph., 25, 3, pp.637-645 (2006)

浦浜 喜一 1980年、九州大学大学院工学研究科博士後期課程修了。同年、同大学助手。1989年、九州工業大学助教授。現在、九州大学大学院芸術工学研究科教授。パターン認識、画像情報処理の研究に従事。