

TV 正則化法と Shock Filter を用いた超解像拡大法

作田 泰隆[†] 川本 祐大[†] 渡辺 将史[†] 後藤 富朗[†]
平野 智[†] 桜井 優[†]

A Study of Super-Resolution Magnification Utilizing TV Regularization and Shock Filter

Yasutaka SAKUTA[†], Yuta KAWAMOTO[†], Masashi WATANABE[†], Tomio GOTO[†],
Satoshi HIRANO[†], and Masaru SAKURAI[†]

あらまし 本論文では、Total Variation (TV) 正則化を用いた高画質・高速な超解像拡大手法を提案する。TV 正則化を応用した超解像手法はリングングを発生させず、エッジの鮮鋭化を効果的に実現する手法であり、事例学習法を組み合わせることで細かい模様（テクスチャ）の再構成も実現する有望な手法である。しかし、TV 正則化を応用した拡大手法は反復非線形演算により計算時間が増大し、画質を維持した大幅な高速化が困難とされており、動画などへの応用が難しいという問題がある。そこで本論文では、TV 正則化を応用した拡大手法に効果的なエッジ鮮鋭化フィルタである Shock Filter を用いた新方式を提案し、従来の各手法と比較して大幅な計算時間の削減、または画質の改善に成功した結果を報告する。

キーワード 超解像, Total Variation 正則化, Shock filter, 事例学習法

1. ま え が き

超解像技術は衛星画像処理, 医用画像処理, イメージセンシング, NTSC から HDTV への変換など様々な画像処理分野において注目されている。超解像技術は画像処理において活発な研究分野の一つであるが, 近年は大画面, 高解像度の HDTV が普及しており, 民生用映像機器における製品レベルの画質向上技術としても話題になっている。

一般に超解像技術とは, 画素数の増大を伴う画像の拡大処理によって低下した解像度を復元する処理である。画像の拡大による画素数の増加は, 画像信号のサンプリング周波数が高くなることを意味する。周波数領域においては, サンプリング周波数から見た表示可能な画像の高周波成分が欠落することになる。そのため, 拡大画像は精細感に欠ける画像になってしまう。拡大によって欠落した高周波成分を何らかの方法で推定し, 精細な画像を再構成する技術が超解像技術と呼ばれている。

超解像技術は大きく分けて, 複数枚の低解像度画像から 1 枚の高解像度画像を生成するマルチフレーム法, 1 枚の低解像度画像から高解像度画像を生成する単一画像による超解像手法の二つに分類される。本論文では後者の手法を扱う。

単一画像による超解像手法には多くの提案がなされているが, 大別すると入力画像に基づいて信号処理をする手法とあらかじめ用意した参照データベースによって入力画像の高周波成分を補間する事例学習法に分類される。前者の手法において, TV 正則化を用いた手法 [1]~[4] が画像のエッジの急しゅんさを保存しつつ, 画質劣化が発生しないという点から最も有望なものと考えられる。この手法の問題点として, テクスチャ成分の超解像拡大が行われないうことと, TV 正則化拡大法 [2], [3] の非線形演算による膨大な計算時間の二つが挙げられる。第一の問題に対し, テクスチャ成分の拡大に事例学習法を用いる手法が提案されている [4]。事例学習法を用いることによって, 高精細なテクスチャ成分を再構成することが可能となる。この手法をもとに, 事例学習法の部分を高速化した手法が提案されている [5]。しかしながら, いまだに TV 正則化拡大法に起因する計算時間の問題が解決されていない。

[†] 名古屋工業大学大学院工学研究科, 名古屋市
Graduate School of Engineering, Nagoya Institute of Technology, Nagoya-shi, 466-8555 Japan

先行研究では TV 正則化拡大法と事例学習法を組み合わせた手法において、骨格成分を拡大する TV 正則化拡大法の計算時間の削減問題に対し、HPF (High-pass Filter) と TV 正則化を組み合わせる手法を提案した [6]. この手法では大幅な計算時間の削減が実現されたが、TV 正則化拡大法に比べてエッジの鮮鋭化が弱く、リングングの抑制が不十分であるという画質の劣化が見られた。そこで本論文では、優れたエッジ鮮鋭化効果をもつ Shock Filter を用いる手法を提案している。この手法により TV 正則化拡大法と事例学習法を組み合わせた手法 [4] に比べて画質を維持しつつ、計算時間の大幅な削減、HPF と TV 正則化を組み合わせた手法 [6] に比べて画質性能の向上を目的としている。

本論文の構成は以下のとおりである。まず 2. において TV 正則化拡大法と事例学習法を組み合わせた従来手法を紹介する。3. で先行研究による HPF と TV 正則化を組み合わせた高速な超解像手法 [6] について述べる。また、4. において Shock Filter を用いた提案超解像手法について述べる [7]. 5. に実験結果を示し、提案手法と従来手法、先行研究との比較について述べる。そして最後にむすびとする。

2. TV 正則化拡大法と事例学習法を組み合わせた手法

図 1 に TV 正則化拡大法 [2], [3] (TV Deblurring Interpolation, 以下 TVDI method と略記する) と事

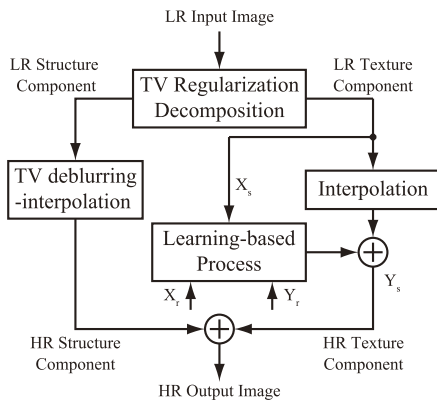


図 1 TV 正則化拡大法と事例学習法を組み合わせた手法のブロック図

Fig. 1 Block diagram of super-resolution system with TV deblurring interpolation and learning-based method.

例学習法を組み合わせた手法 [4] のブロック図を示す。まず、入力画像は TV 正則化分離により骨格成分とテクスチャ成分に分解される。次に、骨格成分を TV 正則化拡大法によって拡大し、高解像度骨格成分を得る。また、テクスチャ成分を事例学習法によって拡大し、高解像度テクスチャ成分を得る。最後に、高解像度骨格成分と高解像度テクスチャ成分を合成し、高解像度出力画像とする。

2.1 TV 正則化分離

TV 正則化分離には ROF モデル [8] と呼ばれるものが用いられている。ROF モデルでは式 (1) で示される評価関数 $F(u)$ を最小化する繰返し演算が行われる。

$$F(u) = \sum_{i,j} |\nabla u_{i,j}| + \lambda \sum_{i,j} |u_{i,j} - f_{i,j}|^2 \quad (1)$$

ここで、 $f_{i,j}$ は入力画素値、 $u_{i,j}$ は演算出力画素値、 i,j は画素座標、 λ は適当な正の定数である。式 (1) の右辺第 1 項を TV 項、第 2 項を拘束項と呼ぶ。評価関数 $F(u)$ を最小化するような $u_{i,j}$ を求めるとき、高速な解法として Chambolle の射影法 [9] が一般的に知られている。Chambolle の射影法では、 $F(u)$ の最小化において、式 (2) のように射影法を用いた反復計算により双対変数を計算している [10], [11]. p が十分収束したとき、式 (3) により骨格成分、テクスチャ成分を取り出すことができる。

$$p_{i,j}^{(t+1)} = \frac{p_{i,j}^{(t)} + \tau \left\{ \nabla \left(\text{div} p_{i,j}^{(t)} - f_{i,j}/\lambda \right) \right\}}{1 + \tau \left| \nabla \left(\text{div} p_{i,j}^{(t)} - f_{i,j}/\lambda \right) \right|} \quad (2)$$

$$u_{i,j} = f_{i,j} - \lambda \text{div} p_{i,j} \quad (3)$$

ここで p は双対ベクトルであり、初期値は $p^{(0)} = [0, 0]^T$ である。また、 τ は最急降下法のステップサイズである。TV 正則化によって分離された骨格成分とテクスチャ成分を図 2 に示す。骨格成分にはエッジ成分と低周波成分、テクスチャ成分には細かい振動成分とノイズが分離されることが特徴である。

2.2 TV 正則化拡大法 (TVDI method)

TV 正則化分離によって得られた骨格成分は TV 正則化拡大法 [2], [3] によって拡大される。この拡大法はエッジを急しゅんにしつつ、リングングを抑制することができる。したがって、この拡大法はエッジと滑らかな変化成分で構成され、細かい振動成分を有しない骨格成分の拡大に適しており、画像を劣化させることなく超解像度画像を再構成することが可能である。

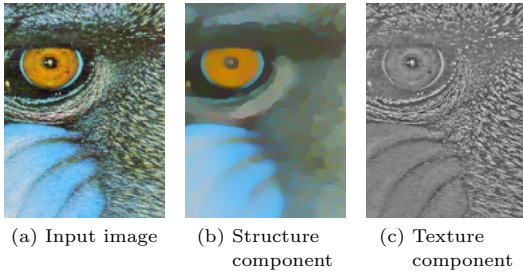


図 2 TV 正則化による画像分離
Fig. 2 Structure/texture decomposition utilizing TV regularization.

TV 正則化拡大法は基本的に式 (1) の ROF モデルに基づいているが、拘束項の中に $u_{i,j}$ とはけ線形作用素 s との畳込み演算が加わっていることが違いとなる。TV 正則化拡大法における評価関数 $F(U)$ を式 (4) に示す。

$$F(U) = \sum_{i,j} |\nabla U_{i,j}| + \lambda \sum_{i,j} |s * U_{i,j}^* - f_{i,j}|^2 \quad (4)$$

ここで $f_{i,j}$ は低解像度骨格成分であり、 $U_{i,j}$ は拡大された高解像度画像の演算出力画像である。また、 $U_{i,j}^*$ は $U_{i,j}$ をサブサンプルして $f_{i,j}$ と同じ画素数とした画像である。式 (4) は Euler-Lagrange 方程式に基づいて式 (5), (6) の繰返し演算によって解くことができる。

$$U_{i,j}^{(t+1)} = U_{i,j}^{(t)} + \varepsilon \left\{ \operatorname{div} \left(\frac{\nabla U}{|\nabla U|} \right)_{i,j}^{(t)} - 2\lambda \sum_{m,n} \phi_{m-i,n-j} * e_{m,n}^{(t)} \right\} \quad (5)$$

$$e_{m,n}^{(t)} = \sum_{k,l} \phi_{m-k,n-l} * U_{k,l}^{*(t)} - f_{m,n} \quad (6)$$

拘束項にはけ線形作用素が組み込まれることで、入力骨格成分とはけた演算出力画像との差分が演算出力画像に付加される。これは演算出力画像に高周波成分が付加されることを意味し、鮮鋭なエッジが再構成される。また、同時に TV 項によりエッジの鮮鋭化の際に生じるリングングが抑制されるため、劣化なく鮮鋭なエッジを得ることができる。先にも述べたように、TV 正則化拡大法におけるエッジの鮮鋭化効果は式 (4) の評価関数の拘束項において実現されている。この方式は理論的には優れたものであるが、自然画像に適用すると TV 項の収束に比べて拘束項の収束が著しく遅くなるという傾向があり、このため収束に必要な繰返し

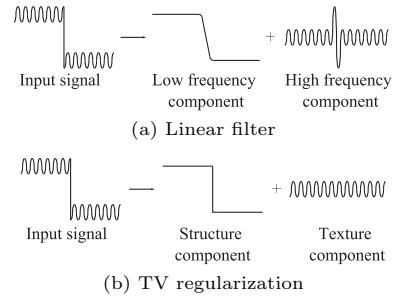


図 3 線形フィルタ及び TV 正則化による信号分離
Fig. 3 Signal decomposition with linear filter and TV regularization.

回数が大きくなる。更に、式 (5), (6) に示すように TV 項の収束演算に加えて、複数回の畳込み演算が付随する拘束項の収束演算も必要となり、繰返し演算の 1 試行における演算量は小さくなく、大きな繰返し回数の影響で全体の演算量が大きくなるという欠点がある。そこで本論文の大きな目的の一つとしてこの TV 正則化拡大法の時間短縮がある。

2.3 事例学習法

事例学習法は拡大した入力画像の高周波成分をあらかじめ用意した参照拡大画像（データベース）の高周波成分によって置き換えることで、欠落した高周波成分を再構成する技術である [12]。TV 正則化拡大法と事例学習法を組み合わせた手法では、TV 正則化分離によって得られたテクスチャ成分を学習の対象としている。まず、低解像度テクスチャ成分 X_s は線形補間法によって拡大され、拡大テクスチャ成分を得る。ここで、事前に用意した参照画像データベース X_r, Y_r を用いて拡大テクスチャ成分 Y_s を高精細化し、高解像度テクスチャ成分を得る。 Y_r は高解像度参照テクスチャ成分であり、 X_r は Y_r をサブサンプリングし、入力画像の解像度に合わせた低解像度参照テクスチャ成分である。 X_i と X_r はパッチと呼ばれる小ブロックに分けられ、それぞれのブロック間において最も類似性の高いブロックが探索される。そして、最適なパッチが検出されると、そのパッチに対応する拡大テクスチャ成分 Y_s のパッチに Y_r の高周波成分が加算される。

事例学習法の課題は画像のエッジ成分の超解像化である。一般的な事例学習法では、図 3(a) のように低解像度入力画像を線形フィルタによって低周波成分と高周波成分に分解し、高周波成分に対して学習を行う。線形フィルタによる高周波成分の抽出では、エッジが

鋭いピーク値をもった信号として高周波成分に残される。そのため、精度の良いエッジの再構成には高精度なバッチ探索と多くの参照データベースを必要とし、大幅な計算時間を必要とする傾向がある。

図 1 のシステムの特徴は、画像のエッジ成分の超解像拡大は TV 正則化拡大法に任せ、エッジ成分の少ないテクスチャ成分の超解像拡大は事例学習法に任せて、双方の利点を生かそうというものである。このシステムによって、事例学習法は非常に効率化され、従来の事例学習法に比べ、約 34 倍の高速化が可能であることが示されている [5]。文献 [5] では、超解像システムの計算時間の大部分である 8 割以上が TV 正則化拡大法に費やされている。したがって、TV 正則化拡大法に要する計算時間がシステムの計算時間のボトルネックとなっており、TV 正則化拡大法の大幅な高速化が一番の課題となっている。

3. HPF と TV 正則化を組み合わせた超解像拡大法

前章で紹介した TV 正則化拡大法は、ぼけ線形作用素に起因する計算時間の増大が大きな問題となっていた。この手法ではぼけ線形作用素を ROF モデルの拘束項に組み込むことで、線形エッジ強調フィルタであるアンシャープマスクと同等の役割を果たしていると考えられる。そこで先行研究において、エッジの強調を ROF モデルにおける拘束項で行うのではなく、評価関数から分離し、TV 正則化の外部に線形フィルタを加えることで高速な処理を実現する手法を提案した [6]。図 4 にこの手法のブロック図を示す。まず、低解像度骨格成分は線形補間法によって拡大される。次に、欠落した高周波成分を補間するために、拡大骨格成分に対し、HPF によって高周波成分の足し込みを行う。しかし、HPF は単純な線形フィルタであるため、エッジ付近でリングングが生じる。これに対し、続く式 (1) による TV 正則化によってリングングを除去する。これは TV 正則化のエッジを保持しつつ、振動成分のみを抑制する性質を利用したものである。HPF の強度は TV 正則化によって除去できるリングングのレベルを考慮して設定する。そのため、十分なエッジ鮮鋭化効果を得るために、HPF と TV 正則化の組合せを継続的に複数回行っており、本論文では 3 回繰り返している。

この手法では、エッジの鮮鋭化を式 (4) の TV 正則化と分離して考え、ぼけ線形作用素に起因する計算時

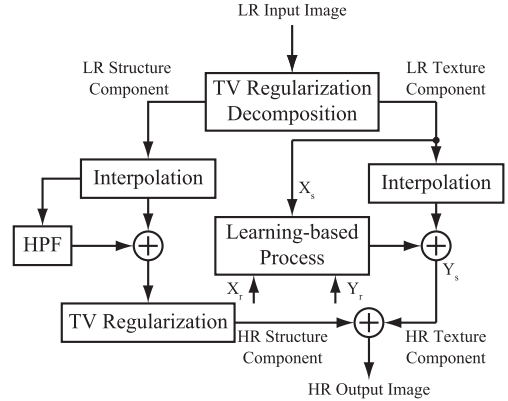


図 4 HPF と TV 正則化を組み合わせた超解像手法のブロック図

Fig. 4 Block diagram of super-resolution system with HPF and TV regularization.

間の増大を回避することができ、システム全体の計算時間を大幅に削減することが可能である。しかし、従来の TV 正則化拡大法に比べて、画像によってはエッジの鮮鋭化、リングングの抑制の効果が弱いという性能上の問題がある。

4. Shock Filter を用いた超解像拡大法

HPF と TV 正則化を組み合わせた手法では、計算時間の大幅な削減を実現したが、TV 正則化拡大法に比べ、エッジの鮮鋭化やリングングの抑制効果がやや弱いという性能上の問題があった。そこで本論文では、より強いエッジの鮮鋭化効果をもち、単純な演算によって構成される Shock Filter を TV 正則化拡大法の代わりに用いることで、画質及び計算時間の両面での性能の向上を図ることを試みた。図 5 に提案法のブロック図を示す。提案法において、分離された骨格成分は Shock Filter によって、テクスチャ成分は事例学習法によって高周波成分を再構成し、それぞれを合成して高解像度出力画像とする。

4.1 Shock Filter

Shock Filter は Osher や Rudin によって提案された非線形エッジ鮮鋭化フィルタであり、PDE (Partial Differential Equation) の考え方に基づいている [13]。Shock Filter は式 (7) の PDE に基づいており、離散時間領域では式 (8) の繰返し演算によって与えられる。

$$u_t = -\text{sign}(\Delta u) |\nabla u| \quad (7)$$

$$u_{i,j}^{(t+1)} = u_{i,j}^{(t)} - \text{sign}(\Delta u_{i,j}^{(t)}) \left| \nabla u_{i,j}^{(t)} \right| dt \quad (8)$$

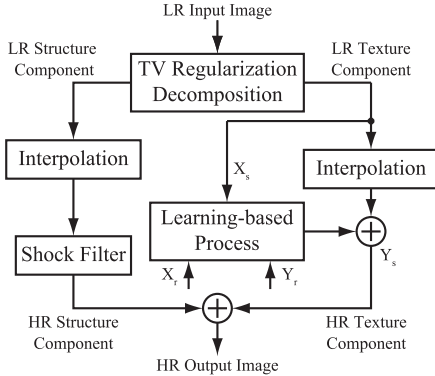


図 5 提案法のブロック図
Fig. 5 Block diagram of proposed method.

ここで u は演算出力画像であり、初期値として拡大骨格成分を与える。 u_t は時刻 t での u の t による偏微分、 dt はステップ幅である。また、 $\Delta u = u_{xx} + u_{yy}$ は u のラプラシアン、 $|\nabla u| = \sqrt{u_x^2 + u_y^2}$ は u のこの配強度、 $\text{sign}(x)$ は符号関数であり、以下に示すとおりである。

$$\text{sign}(x) = \begin{cases} 1 & (x > 0) \\ 0 & (x = 0) \\ -1 & (x < 0) \end{cases} \quad (9)$$

式 (8) の演算を繰り返し行うことで、局所領域における最大値と最小値がラプラシアン Δu のゼロクロス点を境に隣接する。ゆえに、ゼロクロス点において急しゅんなエッジが再構成され、ラプラシアンは急しゅんなエッジを再構成する位置を指定するエッジ検出器として働く。また、Shock Filter は画像の Total Variation 及び最大値、最小値のレンジを変化させないため、一般的なエッジ強調フィルタで生じるリングングが発生しない。一方では、エッジ鮮鋭化の代償として様々な画質劣化があるため、一般の自然画像に適用するには多くの問題がある。そのため、Shock Filter の画質劣化を改善するために、 Δu を $u_{\eta\eta}$ で置き換えた形が提案されている [13]。ここで η は u のこの配 $\nabla u = (u_x, u_y)^T$ であり、 $u_{\eta\eta}$ は u の最急こう配方向 η の 2 階微分である。また、エッジ検出器 $u_{\eta\eta}$ を $v_{\eta\eta}$ で置き換えた式 (10) が提案されている [14]。ここで $v = K_\sigma * u$ 、 K_σ はガウシアンカーネル、 $*$ は畳込み演算子である。この手法では、エッジ検出器に平滑化効果を付加することによってエッジの再構成において、滑らかな輪郭線となる。本論文は、自然画像への適用



(a) Input image (b) Direct filtering (c) Filtering structure component

図 6 自然画像への Shock Filter の適用
Fig. 6 Application with the shock filter for natural images.

において性能が優れている式 (10) の Shock Filter を用いる。また、繰返し演算式は式 (11) となり、単純な演算によってエッジの鮮鋭化が実現される。

$$u_t = -\text{sign}(v_{\eta\eta}) |\nabla u| \quad (10)$$

$$u_{i,j}^{(t+1)} = u_{i,j}^{(t)} - \text{sign}(v_{i,j}^{(t)})_{\eta\eta} |\nabla u_{i,j}^{(t)}| dt \quad (11)$$

4.2 骨格成分への Shock Filter の適用の利点

本論文における提案システムにおいては、拡大骨格成分の鮮鋭化に Shock Filter を用いているが、Shock Filter の利点と欠点及びその解決方法について本節で説明を行う。Shock Filter はリングングを発生させず、強いエッジ鮮鋭化効果があり、骨格成分におけるリングングを伴わないエッジの鮮鋭化は超解像性能の向上を意味する。Shock Filter のエッジ鮮鋭化効果は従来の HPF と TV 正則化法を組み合わせた手法に比べて大きく、この手法ではリングングが残存してしまうのに対して Shock Filter を用いた手法ではリングングが発生しないため、この従来手法に比べて超解像性能が向上したといえる。Shock Filter にはこのような利点がある一方、テクスチャ成分を不自然に変形してしまう欠点がある。図 6(a) の入力画像に Shock Filter をかけた画像を図 6(b) に示す。窓枠のエッジが強調されている一方、壁の部分の自然さが大幅に失われていることが分かる。本提案システムにおいては、テクスチャ成分を除いた平坦な部分とエッジ成分からなる骨格成分のみに Shock Filter を利用している。その結果、テクスチャ成分は一切影響を受けずに、エッジ成分のみが効果的に強調された自然な画像が図 6(c) のように得ることができる。処理する対象を画像の骨格成分に限っていることが、本提案システムにおいて、Shock Filter の欠点を抑えてその効果を効率的に引き出している成功要因になっているといえる。表 1 に

表 1 骨格成分の拡大における計算時間の比較

Table 1 Comparison of computational time to magnify structure components.

Method	TVDI method [2]	TV HPF method [6]	Proposed method
Iteration number	500	100	5
Processing time [s]	78.0	4.06	0.509

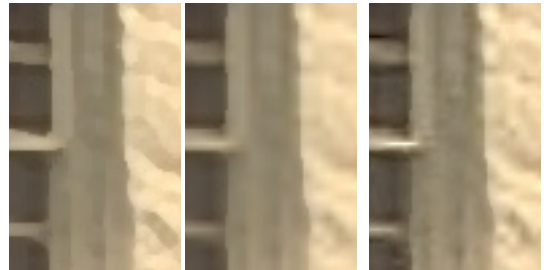
骨格成分の拡大において各手法の繰返し回数及び計算時間を示す. 入力画像の解像度は 128×128 ピクセルであり, 4 倍に拡大している. 測定環境として CPU: Core i7-2600 3.4 GHz, メモリ: 8 GB の計算機を用いた. TV 正則化拡大法の繰返し回数は式 (4) の評価関数が収束した値とし, HPF と TV 正則化を組み合わせた手法の繰返し回数は発生したリングングが抑制される値, つまり式 (1) の評価関数が収束した値である. なお, 主観的な鮮鋭感を得るためには評価関数の十分な収束が必要であることを確認している. 提案手法における Shock Filter の繰返し回数は主観的に最適な値を探る必要がある, 主観的に画像の自然さを失わずにエッジが鮮鋭化される値とし, 経験的に設定している. 各超解像手法におけるテクスチャ成分の拡大には事例学習法を用いている. 詳細は 5. で述べるが, 提案手法である Shock Filter を用いた場合, 従来の TV 正則化拡大法に比べて同等の画質を維持しつつ, 表 1 に示すように約 150 倍高速化を実現している. これは Shock Filter を用いることによりエッジの鮮鋭化とリングングの抑制の効果が少ない繰返し回数で実現され, TV 正則化の収束演算とそれに付随する複雑な畳込み演算が不要になった効果であると考えられる.

5. 実験結果

本章では従来法及び提案法の画質評価実験結果について述べる. 本論文では実験に標準画像を使用し, 各手法の差異を分かりやすくするために, 4 倍拡大した画像の一部分を掲載している. カラー画像に対する処理は輝度信号のみに超解像処理を施し, 色差信号は線形補間法により拡大している. 実験画像には Lighthouse, Monarch, Parrots, Wall, Plane 画像を用い, 4 倍拡大した画像を図 7~図 11 に示す. これらの図において (a) Bi-cubic 補間法, (b) TV 正則化拡大法と事例学習法を組み合わせた手法, (c) HPF と TV 正則化を組み合わせた手法, (d) 自然画像に対して直接的に Shock Filter を施した手法, (e) 提案手法におけるテクスチャ成分の拡大を Bi-cubic 補間法に置



(a) Bi-cubic (b) TVDI method (c) TV HPF method

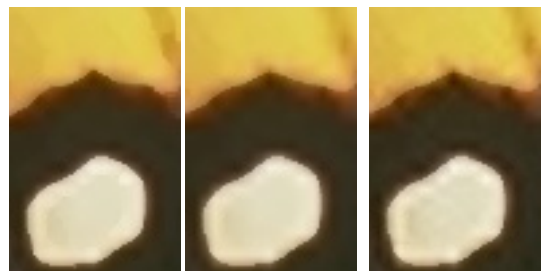


(d) Direct filtering (e) Shock filter (f) Proposed method and Bi-cubic

図 7 実験結果 (Lighthouse)
Fig. 7 Experimental results (Lighthouse).



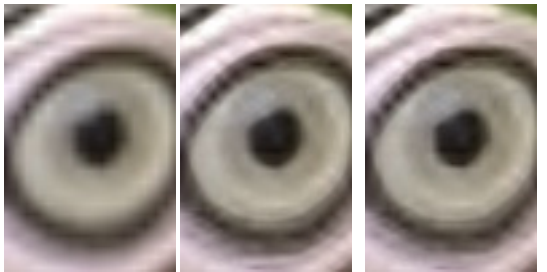
(a) Bi-cubic (b) TVDI method (c) TV HPF method



(d) Direct filtering (e) Shock filter (f) Proposed method and Bi-cubic

図 8 実験結果 (Monarch)
Fig. 8 Experimental results (Monarch).

き換えた手法, (f) 提案手法による結果である. 提案手法は各画像においてエッジを鮮鋭化し, リングングが発生していないことから TV 正則化拡大法と同等の画



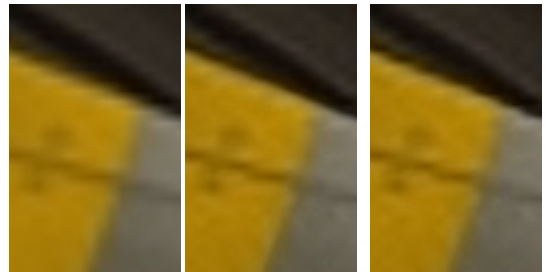
(a) Bi-cubic (b) TVDI method (c) TV HPF method



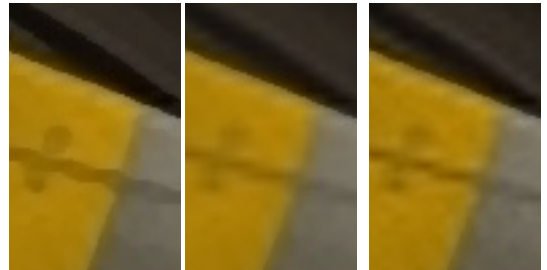
(d) Direct filtering (e) Shock filter (f) Proposed method and Bi-cubic

図 9 実験結果 (Parrots)

Fig. 9 Experimental results (Parrots).



(a) Bi-cubic (b) TVDI method (c) TV HPF method



(d) Direct filtering (e) Shock filter (f) Proposed method and Bi-cubic

図 11 実験結果 (Plane)

Fig. 11 Experimental results (Plane).



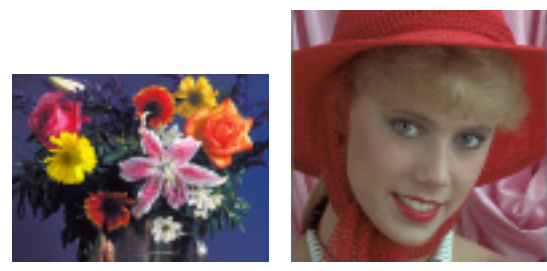
(a) Bi-cubic (b) TVDI method (c) TV HPF method



(d) Direct filtering (e) Shock filter (f) Proposed method and Bi-cubic

図 10 実験結果 (Wall)

Fig. 10 Experimental results (Wall).



(a) Training image (Flower) (b) Training image (Redhat)



(c) Bi-cubic (d) Learning-based method

図 12 事例学習法によるテクスチャ成分の再構成

Fig. 12 Reconstruction of texture component using learning-based method.

質を維持しているといえる。また、HPF と TV 正則化を組み合わせた手法ではエッジの鮮鋭化が弱く、リングングの抑制が不完全なことから提案手法はこの従

来手法と比較して性能が向上しているといえる。図 7, 図 9, 図 10 のテクスチャ成分の多い画像において直接的に Shock Filter を施した結果 (d) はテクスチャに

表 2 各画像の PSNR [dB] の比較
Table 2 Comparison of PSNR [dB].

Image	Bi-cubic	TVDI method [4]	TV HPF method [6]	Proposed method
Lighthouse	25.967	26.252	26.156	26.218
Monarch	20.506	21.800	21.672	22.050
Parrots	24.690	25.268	25.204	25.359
Wall	21.351	21.467	21.453	21.506
Plane	22.764	23.709	23.469	23.870

表 3 超解像システムの計算時間
Table 3 Computational time of the super-resolution system.

Processing time [s]		
Part	TVDI method	Proposed method
TV decomposition	0.103	
Reconstruction of structure component	78.0	0.509
Reconstruction of texture component	5.55	
Total	83.7	6.16

劣化が見られることが分かる。また、テクスチャ成分の拡大に Bi-cubic 補間法を用いた結果 (e) から事例学習法によるテクスチャ成分の鮮鋭化効果が確認される。次に図 12 よりテクスチャ成分の多い箇所において事例学習法の効果を確認する。事例学習法に用いた参照画像は (a) Flower 画像, (b) Redhat 画像である。(c) は提案手法におけるテクスチャ成分の拡大を Bi-cubic 補間法に置き換えた手法, (d) は提案手法で拡大した画像である。事例学習法により塔の壁面の模様が鮮鋭になっており、テクスチャ成分の再構成に事例学習法が効果的であることが分かる。

PSNR を表 2 に示す。この実験では、実験画像を帯域制限し、1/4 にサブサンプリングした画像を入力画像とした。この入力画像に対し、各手法で 4 倍拡大した画像について、サブサンプリングする前の高精細画像との PSNR を測定した。全ての超解像手法の PSNR は線形補間法の PSNR より高くなっており、提案法の PSNR は TV 正則化拡大法の PSNR と同等の数値であることが確認できる。ただし、主観評価の違いほど定量評価にはその差異は大きく現れていない。超解像の諸事例には、PSNR が線形補間法より低くなる事例 [15] もあり、主観評価と定量評価の整合性は今後の研究課題であるといえる。

表 3 に従来システム、提案システムの計算時間を示す。従来システムでは骨格成分の拡大に要する時間がテクスチャ成分の拡大に要する時間に比べて突出して

いたが、提案システムではバランスがとれており、処理の並列化の有効性も向上しているといえる。

6. む す び

本論文では Shock Filter を用いることで TV 正則化拡大法に比べて約 150 倍の高速化に成功し、HPF と TV 正則化を組み合わせた手法に比べてリングングを発生させず、エッジを鮮鋭化する画質性能の向上を実現した。エッジ成分と平坦部で構成される骨格画像に対しては、強いエッジ鮮鋭化効果をもち、リングングを発生させない Shock Filter の性能は極めて相性が良く、TV 正則化拡大法のような複雑な演算を用いずとも、高精細なエッジの再構成を十分に実現している。一方、細かな振動成分で構成されるテクスチャ成分に対しては、事例学習法を用いることで精細な模様の再構成を実現している。このように提案法では、TV 正則化の優れた信号分離性能を利用し、それぞれの性質に適した処理を行うことで、総合的な画質向上と計算時間の改善を実現している。

今後の課題としては定量評価の検討、HDTV や PC などの動画像への提案法の応用がある。評価に関しては主観評価により近い定量評価も提案されており [16], [17], 提案法への適用が考えられる。応用に関しては我々は本方式を SDTV-HDTV 変換に応用して並列画像処理プロセッサに実装することでテレビへの内蔵の可能性も検討しており [6], GPU などへの実装も視野に入れた動画像表示装置への適用を最終目標としている。

文 献

- [1] F. Malgouyres and F. Guichard, "Edge directional preserving image zooming: A mathematical and numerical analysis," SIAM J. Numer. Anal., vol.39, no.1, pp.1-37, 2001.
- [2] 齊藤隆弘, "1 枚の画像からのオーバーサンプリング," 映情学誌, vol.62, no.2, pp.181-189, Feb. 2008.
- [3] T. Saito and T. Komatsu, "Image processing approach based on nonlinear image-decomposition," IEICE Trans. Fundamentals, vol.E92-A, no.3, pp.696-707, March 2009.
- [4] 桜井 優, 吉川明博, 鈴木彰太郎, 後藤富朗, 平野 智, "Total variation 正則化手法と事例学習法を組合せた超解像度画像の復元法," 映情学誌, vol.64, no.11, pp.1613-1620, Nov. 2010.
- [5] 後藤富朗, 作田泰隆, 川本祐大, 鈴木彰太郎, 桐山誠史, 平野 智, 桜井 優, "TV 正則化手法を利用した事例学習型超解像法の高速度化," 映情学誌, vol.65, no.11, pp.1621-1627, Nov. 2010.

- [6] Y. Sakuta, A. Tsutsui, T. Goto, M. Sakurai, and R. Sakai, "Super-resolution utilizing total variation regularization on cell processor," International Conf. on Consumer Electronics, pp.729-730, Las Vegas, The US, Jan. 2012.
- [7] M. Sakurai, Y. Sakuta, M. Watanabe, T. Goto, and S. Hirano, "Super-resolution utilizing total variation regularization and shock filter," ICIP 2012, pp.2221-2224, 2012.
- [8] L.I. Rudin, S. Osher, and E. Fetami, "Nonlinear total variation based noise removal algorithm," Physica D, vol.60, pp.259-268, Nov. 1992.
- [9] A. Chambolle, "An algorithm for total variation minimization and applications," J. Mathematical Imaging and Vision, vol.20, no.1, pp.89-97, 2004.
- [10] 山田 功, "凸射影アルゴリズムの考え方とハイブリッド最急降下法," 信学誌, vol.83, no.8, pp.616-623, Aug. 2000.
- [11] 河村 圭, 石井大祐, 渡辺 裕, "疑似 tv ノルムの数値計算とその領域分割への応用に関する検討," 信学技報, IE2007-122, Dec. 2007.
- [12] W.T. Freeman, T.R. Jones, and E.C. Pator, "Example based super-resolution," IEEE Comput. Graph. Appl., vol.22, no.2, pp.56-65, April 2002.
- [13] S. Osher and L.I. Rudin, "Feature-oriented image enhancement using shock filters," SIAM J. Numer. Anal., vol.27, no.4, pp.919-940, Aug. 1990.
- [14] L. Alvarez and L. Mazorra, "Signal and image restoration using shock filters and anisotropic diffusion," SIAM J. Numer. Anal., vol.31, no.2, pp.590-605, April 1994.
- [15] 田口安則, 小野利幸, 三田雄志, 井田 孝, "歪みを最小化する高周波成分の学習に基づく超解像度化方法," 信学技報, PRMU2007-88, Aug. 2007.
- [16] Z. Wang, A.C. Bovik, R. Sheikh, and E.P. Simoncelli, "Image quality assessment: From error visibility to structural similarity," IEEE Trans. Image Process., vol.13, no.4, pp.600-612, April 2004.
- [17] 石川健一, 小松 隆, 齊藤隆弘, "擬ぼけ仮説に基づくカラー画像の疎表現超解像度拡大," 信学論 (D), vol.J94-D, no.12, pp.1952-1955, Dec. 2011.

(平成 24 年 6 月 3 日受付, 9 月 28 日再受付)



作田 泰隆

2011 名古屋工大・工・電気電子工学卒。現在、同大学院博士前期課程。画像信号処理、画像拡大、超解像処理などの研究に従事。



川本 祐大

2011 名工大・工・電気電子卒。現在、同大学院博士前期課程。画像信号処理, TV 正則化超解像画像生成などの研究に従事。



渡辺 将史

2012 名工大・工・電気電子卒。現在、同大学院博士前期課程。画像信号処理, TV 正則化, GPGPU の研究に従事。



後藤 富朗 (正員)

1997 名工大・工・電気情報卒。1999 同大学院博士前期課程了。2000 同大電気情報工学科助手。2007 同大学院情報工学専攻論文博士。工博。デジタル信号処理, 画像圧縮, 雑音除去, 超解像処理などの研究に従事。



平野 智 (正員)

1991 名古屋工業大学大学院電気情報工学専攻博士後期課程了。工博。2007 同大電気工学科准教授。フィルタ回路, A-D, D-A 変換をはじめアナログ/デジタル信号処理回路の研究に従事。



桜井 優 (正員)

1975 東京工業大学大学院電子工学専攻博士前期課程了。工博。同年, (株) 東芝に入社。ゴーストキャンセラ, 衛星放送受信機, ハイビジョンテレビ用 LSI の研究開発に従事。2006 名古屋工業大学電気電子工学科教授。