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

Super Resolution Image Reconstruction utilizing Total Variation Regularization and Learning-based Method

正会員 桜井 優[†], 吉川 明博[†], 鈴木 彰太郎[†],
正会員 後藤 富朗[†], 平野 智[†]

Masaru Sakurai[†], Akihiro Yoshikawa[†], Shotaro Suzuki[†], Tomio Goto[†] and Satoshi Hirano[†]

Abstract "Super-resolution" is not only a key word with its own active research area but is also used in sales messages for new consumer products such as HDTV. Of the many proposals for super-resolution image reconstruction, the total variation (TV) regularization method seems to be the most successful approach due to its sharp edge preservation and no artifacts. The TV regularization method still has two problems. One is the large computational time, and the other is insufficient texture interpolation. In this paper, we propose a system that solves these problems. In our system, the number of TV regularization processes is smaller than that of the conventional method, and the learning-based method is introduced in place of texture interpolation. The learning-based method is another super-resolution approach. This paper proposes combining the TV regularization and learning-based methods. The experimental results show that our approach performs well and reduces computational time while being robustness to the input noise.

キーワード：超解像, Total Variation 正則化, 事例学習法, 画像拡大

1. ま え が き

超解像画像の再生技術は、衛星画像処理、医用画像処理、NTSC から HDTV への変換など、様々な画像処理において注目されている¹⁾²⁾。超解像技術は画像処理において活発な研究分野のひとつであるが、近年は、HDTV などの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となっている³⁾。

超解像技術という言葉は、一般には画素数の増大に伴う拡大画像において、拡大によって低下した解像度を復元する画像処理を意味する。すなわち、画素数が増えることは、画像信号のサンプリング周波数が増すことを意味するので、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。その欠落した高周波成分を、何らかの方法で推定あるいは復元する技術が超解像技術と呼ばれている。

超解像技術は、大きく分けて二つに分類される。一つは

低解像度の複数の画像から 1 枚の高解像度画像を作り出すマルチフレーム処理による超解像技術⁴⁾であり、もう一つは、1 枚の画像より高解像度の拡大画像を作り出す単一画像による超解像技術である。本論文では、後者の単一画像超解像技術を扱う。

単一画像超解像技術には多くの提案がなされているが、大別すると入力画像を信号処理に基づいて処理する方法^{5)~17)}と、入力画像の高周波成分をあらかじめ別に用意した参照画像によって補填する事例学習法^{20)~30)}の二つに分類することができる。両者においては、それぞれの特徴があるが、本論文においては、両者の特長を生かして組合わせた方式を提案している。

本論文における議論の進め方としては、まず前者の信号処理に基づく方法の特長および課題を分析することからスタートする。信号処理に基づく超解像手法としては種々の方式が提案されているが、その中では、Total Variation (TV) 正則化手法を用いた手法^{8)~17)}が、画像のエッジの急峻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。その中でも、テクスチャ成分の精細度を落とさないという意味からは、文献 13)~16) に示されている、画像を骨格成分とテクスチャ成分に分離し、骨格成分は TV 正則化手法によって拡大し、テクスチャ成分は線

2010 年 8 月 12 日受付, 2010 年 9 月 3 日採録

[†] 名古屋工業大学 工学研究科 情報工学専攻

(〒 466-8555 名古屋市昭和区御器所町, TEL 052-735-7226)

[†] Dept. of Computer Science and Engineering, Nagoya Institute of Technology

(Gokiso-cho, Showa-ku, Nagoya 466-8555, Japan)

形補間によって拡大し、その後に合成するという手法が最も有効的な手法としてあげられる。この手法は「Shannonの内挿法を超える超解像度オーバーサンプリング法」¹⁴⁾としても紹介されているが、画像を拡大してもリングングを発生せずにエッジの急峻さがそのまま保たれるという非常にすぐれた効果を示している。画像のエッジ成分に関しては、失われた高周波成分を復元するという意味で理想的な超解像を実現しているといえる。

ただ、この手法においても二つの問題点が残されている。一つは繰り返し演算が必要なTV正則化手段の計算時間である。この手法においては、2個のTV正則化手段を用いているため、演算時間が増大してしまう。もう一つの問題は、テクスチャ成分の線形補間による拡大である。線形補間による拡大を用いる限り、拡大画像の高周波成分の推定・復元はできず、テクスチャ成分に対してはサンプリング定理を超えた超解像は実現できない。

本論文では、第1の問題に対しては、TV正則化手段の一つに減らす方法を提案している。また、第2の問題に対しては、テクスチャ成分の拡大に事例学習法を用いることを提案している。これらの手段によって、画質劣化の伴わない、精度を向上させた超解像画像の復元を実現することを目的としている。

本論文の構成は以下のとおりである。まず2章において、従来のTV正則化手法を用いた超解像画像復元を紹介し、それに対してTV正則化手段を減らした提案法について述べる。3章においては、従来の事例学習法について述べ、そこにTV正則化手段を導入した場合の検討を行う。4章においては、両者を組合せた提案法について述べ、その利点ならびにノイズに対するロバスト性について述べる。5章においては、従来法と提案法の画像をシミュレーションによって比較した実験結果を示す。

2. TV正則化手法による超解像拡大

2.1 従来法によるTV正則化手法による超解像拡大

図1に文献14)16)に示されているTotal Variation(TV)

図1 TV正則化法による超解像度画像の生成(従来法)
Super resolution image by TV regularization.

正則化手法による超解像拡大法を示す。入力画像はTV正則化分離によって骨格成分とテクスチャ成分に分離される。TV正則化分離は、Rudin, Osher, Fatamiら¹⁸⁾によって導入されたいわゆるROFモデル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、繰り返し演算にて最小化することが行われる。

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

ここで、 $f_{i,j}$ は入力画素値、 $u_{i,j}$ は演算出力画素値、 P, Q は入力画像の縦横の画素数、 λ は適当な正の定数である。右辺第1項はTV項、第2項は拘束項と呼ばれる。TV項は式(2)で与えられる隣接画素の差分ノルムで与えられる。

$$TV_u = \sum_{i,j}^{P,Q} |\nabla u|_{i,j} = \sum_{i,j}^{P,Q} \sqrt{(u_{i+1,j} - u_{i,j})^2 + (u_{i,j+1} - u_{i,j})^2} \quad (2)$$

評価関数 $F(u)$ を最小化する方法としては、Euler-Lagrange方程式に基づくいわゆるROF法¹⁸⁾と呼ばれる反復計算法が用いられている。

$$u_{i,j}^{N+1} = u_{i,j}^N + \alpha \left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right)_{i,j}^N - 2\lambda(u_{i,j}^N - f_{i,j}) \quad (3)$$

ここで、 N は反復回数、 α は正の定数である。ROFモデルを解くには、ROF法の他にも、射影法を用いたChambolle法¹⁹⁾と呼ばれるものが提案されており、一般には収束の早いChambolle法が用いられている¹³⁾。式(3)の反復計算によって得られた出力画素 $u_{i,j}$ は、滑らかな変動成分とエッジ成分からなるいわゆる骨格成分となっている。これを入力画素値 $f_{i,j}$ から減算することによって、細かい変動成分であるテクスチャ成分 $v_{i,j}$ が得られる。

TV正則化分離によって得られた骨格成分は、TV正則化拡大法によって拡大される。TV正則化拡大¹⁴⁾は、基本的には式(1)のROFモデルに基づいているが、TV項と拘束項の画素数が異なることと、拘束項の中に $u_{i,j}$ とボケ線形作用素 s の畳み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最小化関数は式(4)によって与えられる。

$$F(U) = TV_U + \lambda \sum_{i,j}^{P,Q} [(s * U^*)_{i,j} - f_{i,j}]^2 \quad (4)$$

ここで、 $U_{i,j}$ は M 倍に拡大された $MP \times MQ$ の拡大画像の演算出力画素値であり、 $U^*_{i,j}$ はそれをサブサンプルして、 $P \times Q$ の画素数の画像とした際の画素値を表すものとする。式(4)におけるTV項は式(5)によって与えられる。

$$TV_U = \sum_{i,j}^{MP, MQ} |\nabla U|_{i,j}$$

$$= \sum_{i,j}^{MP,MQ} \sqrt{(U_{i+1,j} - U_{i,j})^2 + (U_{i,j+1} - U_{i,j})^2} \quad (5)$$

また、式 (4) の右辺の第 2 項の拘束項の $[\]$ の中は、 $U_{i,j}^*$ とぼけ線形作用素 s との畳み込み演算結果と入力 $f_{i,j}$ との差から成り、式 (6) で与えられる。

$$\begin{aligned} e_{i,j} &= (s * U^*)_{i,j} - f_{i,j} \\ &= \sum_{k,l} (\varphi_{i-k,j-l} U_{k,l}^*) - f_{i,j} \end{aligned} \quad (6)$$

ここで、 $\varphi_{i,j}$ はぼけ線形作用素 s のインパルス応答の係数である。式 (4) は式 (3) と同様に Euler-Lagrange 方程式に基づいて下記の繰り返し演算によって解くことができる。

$$\begin{aligned} U_{i,j}^{N+1} &= U_{i,j}^N \\ &+ \alpha \left(\operatorname{div} \left(\frac{\nabla U}{|\nabla U|} \right)_{i,j}^N - 2\lambda \sum_{m,n} \varphi_{m-i,n-j} e_{m,n}^N \right) \end{aligned} \quad (7)$$

なお、式 (7) の反復計算における $U_{i,j}$ の初期値としては、入力画像 (TV 正則化手段で分離された骨格成分) を線形補間で拡大したものが用いられる。式 (7) の解として、リングングがなくエッジの立上がりとし下りが急峻な超解像拡大骨格成分 $U_{i,j}$ が得られる¹⁴⁾。一方、テクスチャ成分 $v_{i,j}$ は線形補間によって拡大され、拡大テクスチャ成分 $V_{i,j}$ が得られる。 $U_{i,j}$ と $V_{i,j}$ を加算することによって、最終の超解像拡大画像が得られる。

2.2 提案法による TV 正則化手法の改善

図 2 に、まえがきで述べた第一の問題点を改善した方法、すなわち TV 正則化処理手段を減らす方法を示す。まず最初に入力画像に対して、直接式 (7) で示される TV 正則化拡大を実施する。反復計算で得られた $U_{i,j}$ は拡大骨格成分であり、そのサブサンプル値である $U_{i,j}^*$ は入力画素 $f_{i,j}$ の骨格成分 $u_{i,j}$ に相当する。したがって、入力 $f_{i,j}$ より $U_{i,j}^*$ を減算することによって、テクスチャ成分 $v_{i,j}$ が得られる。この $v_{i,j}$ を線形補間することによって、拡大テクスチャ成分 $V_{i,j}$ が得られる。 $U_{i,j}$ と $V_{i,j}$ を加算することによって、図 1 の場合と同じような最終の超解像拡大画像が得られる。

図 2 TV 正則化法による超解像度画像の生成 (提案法)
Super resolution image by TV regularization.

図 2 の提案法は従来法と同じ性能を示しつつ、TV 正則化分離の処理を一つ削減しているため、全体の計算時間を削減することに役立っている (詳細は 5 章の実験結果において示す)。

3. 事例学習法による超解像拡大

3.1 従来の事例学習法による画像拡大の例

事例学習法は、拡大した入力画像の高周波成分を、類似した参照拡大画像の高周波成分によって補填することによって、欠落した高周波成分を疑似的に復元する超解像技術であり、多くの研究がなされている^{20)~30)}。

図 3 に基本的な考え方の一例を示す。入力画像 X_i はまず線形フィルタによって補間されてアップサンプリングされ、 M 倍の $MP \times MQ$ の画素数に拡大されて、拡大低周波成分画像 Y_i^L が得られる。一方、画像 X_i からは、高域通過フィルタ HPF によって高周波成分 X_i^H が抽出される。ここで、入力画像とは独立した参照高周波成分画像 Y_r^H とそれをダウンサンプリングした X_r^H を別途再生側で用意する。 X_i^H と X_r^H はパッチと呼ばれる小ブロック (例えば、3 画素 $\times$ 3 画素) 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相関演算によって探索される。最も類似性の高いブロックが見つけれられると、それに対応する拡大画像 Y_i^H のブロックの画素に、参照高解像度高周波画像 Y_r^H の対応するブロックの画素成分が加算される。このようにして、拡大高周波成分画像 Y_i^H の欠落した高周波成分は参照拡大画像 Y_r^H の高周波成分によって補填され、高解像度の画像が得られる。最後に Y_i^L と Y_i^H が加算されて、超解像度画像が形成される。

この事例学習法の課題は、画像のエッジ成分の処理にある。画像を線形フィルタによって高周波成分画像に分離すると、図 4(a) に示されるようにエッジ成分は鋭いピーク値を持った信号として高周波成分画像の中に残される。このエッジ成分の類似画像を参照画像の中から正確に見つけ出すためには、かなりの精度のよい探索と、多くの種類の参照画像を必要とする。入力画像によっては、エッジ部分に歪みが発生し、エッジ成分が正確に再現されない場合もある。微小精細成分の高精細化には成功しても、エッジ成分

図 3 事例学習法による画像拡大 (従来法の一例)
Image magnification by learning-based method.

(a) 線形フィルタによる信号分離

(b) TV 正則化処理による信号分離

図 4 信号分離の性質の違い
Signal decomposition of each methods.

の正確な再現が難しいのが、従来の事例学習法の課題であると言える。

3.2 TV 正則化分離を用いた事例学習法

図 5 には、図 3 における HPF のかわりに、TV 正則化分離を用い、高周波成分のかわりにテクスチャ成分を用いた事例学習法を示している。画像の処理としては図 3 の場合と同じく、拡大参照テクスチャ成分の Y_r^T とそれをダウンサンプリングした縮小参照テクスチャ成分 X_r^T を用意する。入力テクスチャ成分 X_i^T と縮小参照テクスチャ成分 X_r^T の間でブロックマッチングが行われて、類似したパッチの探索が行われる。その結果、該当する Y_i^T のパッチに Y_r^T 成分が加算されて、高精細の拡大テクスチャ成分 Y_i^T が求められる。拡大骨格成分 Y_i^S と拡大テクスチャ成分 Y_i^T は加算されて、超解像度画像が形成される。

テクスチャ成分を事例学習法に用いる利点としては、図 4(b) に示されるように、テクスチャ成分にはエッジ成分に基づく振幅の大きな成分は含まれず、微小な振動成分のみから成っていることがあげられる。この結果、エッジ成分に関する正確な類似画像の探索の重要性が減少し、またエッジに起因する画像の劣化も起こりにくくなることが予想される。このため、参照画像の数を減らしたり、探索のプロセスをより効率化できるなど、計算時間の削減を期待する

図 5 TV 正則化分離を用いた事例学習法
Image magnification by learnig-based method.

ことができる。この実験結果は 5 章において示す。

4. TV 正則化手法と事例学習法を組合せた提案法

4.1 本提案方式

図 6 に、まえがきに述べられた第 2 の問題点の解決のための最終形の提案法を示す。2 章の図 2 で述べた TV 正則化手法におけるテクスチャ成分の線形補間拡大部に、3 章の図 5 で述べた事例学習法を付加した方式を提案している。入力画像 X_i のうちエッジを含む骨格成分は TV 正則化拡大され、高解像度骨格成分 Y_i^S が得られる。テクスチャ成分 X_i^T はまず線形補間拡大され、一方その高周波成分は、3.2 で述べられた方式と同じ動作によって、事例学習法による拡大が行われる。その結果の信号は、線形補間拡大された信号と加算され、高解像度テクスチャ信号 Y_i^T が得られる。高解像度骨格成分 Y_i^S と高解像度テクスチャ信号 Y_i^T は加算されて、最終の超解像度画像が得られる。

本提案方式は、従来の TV 正則化拡大法において、テクスチャ成分に対して高解像度化が行われないという課題を解決した超解像度画像復元への解を提供している。同時に、事例学習拡大法におけるエッジ成分が正確に復元されにくいという課題をも解決している。すなわち、画像のエッジ成分の拡大に適した TV 正則化拡大法と、エッジ成分の少ないテクスチャ成分の拡大に適した事例拡大法を組合せ、相互の特長を生かしたものになっていると言える。

4.2 提案方式のノイズへのロバスト性について

本提案法の、もう一つの特長として、入力画像のノイズに対するロバスト（頑健）性があげられる。一般にエッジ検出あるいは抽出を伴う画像処理では、入力画像に含まれるノイズの影響を受けやすいことが課題となる。このため、エッジ検出を伴う超解像画像処理技術においては、入力ノイズによる画質劣化が問題点の一つとなってきた。

本方式においては、TV 正則化処理にて、エッジ成分は骨格成分の方に分離され、ノイズ成分はテクスチャ成分の方へ分離される。このため、エッジ成分の拡大に関しては、入力ノイズに対しては基本的には頑健であるといえる。また、ノイズを含んだテクスチャ成分の事例学習法拡大に関

図 6 TV 正則化と事例学習法による画像拡大（提案法）
Image magnification by TV and learnig-based method.

しては、テクスチャ成分にはエッジ成分が含まれていないため、ノイズに基づく画像の破綻（特にエッジ部に起こりやすい）は発生しにくいものと考えられる。この性質は本方式の実用上の大きな利点の一つと言える。5章においてその実験結果の一部を示す。

5. 画質評価実験

本章では、今まで述べてきた一連の方式の実験結果について述べる。本論文で使用した画像は標準画像であり、違いを見やすくするため画像の1部分を切りだして表示している。図7、図13はParrots、図9、図10、図11、図12はLighthouse、図14はAirplaneを使用している。拡大倍率としては、応用上は2倍の用途が多いが、本論文では、方式の差異をよりわかりやすくするために、4倍拡大を行った画像を掲載している。画像はカラー画像を用いているが、超解像度画像の処理は、輝度信号に対してのみ行っている。なお、比較対象に用いた線形補間拡大法としては、Lanczos3補間関数を用いている。

5.1 TV正則化手法による画像拡大

図7に、2章で述べたTV正則化手法による4倍の拡大画像の実験結果を示す。線形補間拡大に比べて、TV正則化拡大は目のエッジ成分がくっきりと再現されており、また、図1の従来法とTV正則化手段を減らした図2の提案法では同じ画質が得られていることがわかる。表1には得られた画像のPSNR値を示す。この実験結果より、提案法は従来法と同等の画像が得られることを確認することがで

(a) 線形補間法 (Lanczos3) (b) TV 拡大法 (図1の従来法) (c) TV 拡大法 (図2の提案法)

図7 TV正則化法による超解像拡大画像
Image magnification by TV methods.

表1 各画像のPSNR値(dB)の比較
Comparison of PSNR.

画像	従来法	提案法	差分
Lenna	29.50	29.49	-0.01
Parrots	29.29	29.22	-0.07
Motor	22.90	23.05	+0.15

表2 TV正則化手法の計算時間の比較
Comparison of computational time.

従来法	提案法	差分
55.0sec	46.7sec	-8.3sec

きた。表2にはC言語シミュレーションによる計算時間を示す。画素数は512×512で、繰り返し演算回数は100回である。提案法は約18%の時間削減を実現している。

5.2 事例学習法におけるTV正則化分離の効果

図8に本実験で用いた2種類の参照画像を示す。通常の事例学習法においては、より多数の参照画像を用いるが、TV正則化分離を用いた方式においては2種類程度でも十分な効果が主観評価実験で得られている。

図9と図10には、従来型事例学習法（図3によるもの）と、TV正則化分離によるテクスチャ成分を用いた事例学習法（図5によるもの）の比較を示す。拡大倍率は4である。図9においては、パッチの画素数を3×3とし、パッチのオーバーラップを1画素と設定している²⁴⁾。オーバーラップは、画像をブロックに分けた場合の境目による画質劣化を避けるために重要な役割を果たすものである。図10においては、パッチサイズを6×6、オーバーラップを1画素としている。オーバーラップを一定とした場合、パッチの画素数を大きくするほうが探索を行う画素数は相対的に減るので、総計算量を減少することができる。その一方では、パッチサイズを大きくしていくと、細かい画像探索ができなくなるので、画質が劣化し、さらには事例学習法の機能自身が停止してしまう。

図9においては、事例学習法によって壁の部分の精細度が増加しているが、図9(b)の従来法では、窓ワクのエッジ部にわずかな歪みが発生している。これは、おそらく参照画像の数の少なさがその一つの原因であるものと推測される。一方、TV正則化法を併用した図9(c)の画像においては、このような歪みは発生していない。

図10のパッチサイズを6×6に大きくした例においては、従来法では、図10(b)の窓枠の歪みがかなり大きくなっているが、TV正則化法を併用した図10(c)の画像においては、歪みの発生はなく画質劣化は見られない。なお、さらにパッチサイズを大きくしていくと、類似画像の探索が困難となるため、画質は線形補間法に近づいていく。

表3には各パッチサイズに対するPSNR値を示す。ここでは、エッジに関する画質の差が主となっているので、数値評価ではその差があまり明らかに表れてはいないが、本実験での主観評価では、パッチサイズの大きさとしては、従

(a) 参照画像1 (b) 参照画像2

図8 実験に用いた従来型事例学習法用参照画像
Reference images.

(a) 線形補間法 (Lanczos3) (b) 従来型事例学習法 (c) TV 正則化法を用いた学習法

図 9 事例拡大法の比較 (3×3 のパッチの場合)
Comparizon of learning-based methods.

(a) 線形補間法 (Lanczos3) (b) 従来型事例学習法 (c) TV 正則化法を用いた学習法

図 10 事例拡大法の比較 (6×6 のパッチの場合)
Comparizon of learning-based methods.

表 3 事例学習法における PSNR 値 (dB) の比較
Comparison of PSNR of learnig methods.

パッチ数	線形補間法	従来事例学習法	TV 法+事例学習法
3×3(図 11)	23.01	23.71	24.02
4×4	23.01	23.57	24.02
6×6(図 12)	23.01	23.56	24.12
8×8	23.01	23.56	24.08

表 4 計算時間の比較
Comparison of computational time.

	TV 処理	学習法処理	合計時間
3×3 パッチ	9sec	286sec	295sec
4×4 パッチ	9sec	144sec	153sec
6×6 パッチ	9sec	82sec	91sec
8×8 パッチ	9sec	66sec	75sec

来法では 3×3 程度, TV 正則化法を併用した場合は 6×6 あるいは 8×8 程度に設定すれば妥当であるとの感触を得た。

表 4 には各パッチサイズに対する C 言語でプログラミングした際の計算時間を示す。256×256 の画像を 2 倍拡大した場合を示している。画質が許容される限りはパッチサイズを大きくすれば計算時間を削減することができるが、総合的な画質との間のトレードオフの問題となるので、応用用途に合わせた検討が必要と考えられる。

5.3 TV 正則化手法と事例学習法を併用した提案法による画像拡大

図 11, 12, 13 に, 従来の TV 正則化拡大手法と, 事例学習法を併用した提案法 (図 6) による 4 倍拡大画像の比較を示す。

図 11 においては, 図 11(b) と図 11(c) において, 窓枠のエッジ部分の鮮鋭感が, TV 正則化拡大法の効果により, 図 11(a) の線形補間法の場合より増加していることがわかる。図 11(c) の事例学習法を併用した提案法では, 図 11(b) の TV 正則化拡大法の場合に比べ, 壁の部分のテクスチャ成分の精細感が増加していることが分かる。図 12 においては, 柵の部分が TV 正則化法によって鮮鋭化され, 芝生の部分が事例学習法によって精細化されている。図 13 においては, 口ばしの境目が TV 正則化によって鮮鋭化され, 右上の額の部分が事例学習法によって精細化されていることがわかる。いずれの場合も, 提案法においては, エッジ成分とテクスチャ成分の双方ともに精細感が増加して, 超解像が実現されていることが示されている。なお, 提案法においては特別な画質の劣化は観測されていない。また, 事例学習法の実施条件に関しては, 図 8 の参照画像を用い, 3×3 のパッチを用いている。

表 5 には, 定量評価を行った結果を示す。本論文においては定量評価として PSNR 値を用いてきたが, 超解像度画像拡大は, 存在しない画像成分を推定しているため, 本来なら, 出力画像の定量評価を直接行うことはできない。そこで, ここでは, まず 2 倍拡大を想定して, 対象とする高精細画像を 1/2 に帯域制限した後に, サブサンプルした画像を入力画像として用いた。この入力画像に対して, 各超解像手法を用いて 2 倍拡大した画像について, 元の高精細画像との間の PSNR 値を計算した。表 5 においては, 線形補間法, TV 正則化手法, TV 正則化手法と事例学習法を併用した提案法の順に数値はよくなっており, 主観評価の結果を裏付けるものとなっている。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は現れておらず, ま

(a) 線形補間法 (Lanczos3) (b) 従来型 TV 正則化拡大法 (c) 事例学習法を併用した提案法

図 11 TV 正則化法と事例学習法による超解像拡大画像 1
Image magnification by TV method and learning method.

(a) 線形補間法 (Lanczos3) (b) 従来型 TV 正則化拡大法 (c) 事例学習法を併用した提案法

図 12 TV 正則化法と事例学習法による超解像拡大画像 2
Image magnification by TV method and learning method.

(a) 線形補間法 (Lanczos3) (b) 従来型 TV 正則化拡大法 (c) 事例学習法を併用した提案法

図 13 TV 正則化法と事例学習法による超解像拡大画像 3
Image magnification by TV method and learning method.

表 5 各超解像方式の PSNR 値 (dB) の比較
Comparison of PSNR of each method.

画像	線形補間法	TV 正則化法	TV 法+事例学習法
図 7,8(Lighthouse)	23.01	23.55	24.22
図 9(Parrots)	29.29	30.31	30.76

表 6 計算時間の比較
Comparison of computational time.

	TV 処理	学習法処理	合計時間
3×3 パッチ	47sec	286sec	333sec
4×4 パッチ	47sec	144sec	191sec
6×6 パッチ	47sec	82sec	129sec
8×8 パッチ	47sec	66sec	113sec

た、事例学習法の諸事例には、主観評価がよくても、線形補間法よりも PSNR 値が低くさえる場合もある²⁶⁾。主観評価により近い定量評価法も提案されており³¹⁾、超解像度画像拡大法においては、主観評価と定量評価の整合性の問題は、今後の大きな研究課題と言える。

表 6 には C 言語でプログラミングした場合の計算時間の一例を示した。実験画像は 256×256 の画素数のものを 2 倍拡大している。表 4 との違いは、TV 正則化拡大を行っているため TV 正則化処理の時間が増えていることである。表 6 からは、本実験に限って言えば、TV 正則化処理に比

(a) 線形補間法 (b) 従来型事例学習法 (c) TV 正則化法を併用した提案法

図 14 入力ノイズのある場合の提案法の画像 (SNR=28dB)
Comparison of noisy image by each method.

べて、事例学習法の時間削減がより大きな課題であることがわかる。

5.4 入力ノイズの影響

図 14 に入力ノイズが存在する場合の、提案法の出力画像を示す。入力ノイズはガウス雑音であり、SNR は 28dB である。従来の事例学習法においては、図 14(b) に示されるように、ノイズに起因するエッジ部の劣化および新たな歪みの発生が観測される。一方、提案法では図 14(c) に示されるように、ノイズに起因した画質の劣化や歪みは見られない。

6. む す び

本論文においては、TV 正則化手法における超解像度画像拡大において、その課題となってきたテクスチャ成分の拡大に関して事例学習法を併用することによって、高精度の超解像度拡大が実現できることを示した。本提案は、見方を変えるならば、事例学習法において、推定すべき高精細画像に関して、線形処理によって分離された高周波成分ではなく、TV 正則化処理によって分離されたテクスチャ成分を利用することによって、その性能を改善させたものとも解釈することができる。

本手法のもう一つの価値としては、TV 正則化の演算時間を減らしたことで、事例学習法処理の演算時間を大きく削減できる可能性があることを示したことがあげられる。将来の動画画像処理への応用を考えたとき、処理演算時間の削減は必須のものとなる。さらに、本手法の付加的な価値として、入力ノイズへのロバスト性があげられる。これは、画像のエッジ成分がすべて TV 正則化処理によって骨格成分として処理されることに起因しており、このロバスト性は実用上、大きな意味を持っているといえる。

今後の課題としては、まず TV 正則化拡大法においては、Euler-Lagrange 方程式に基づいた式 (7) の反復演算を、Chambolle 法などの射影法を利用したアルゴリズムを適用することによって TV 正則化演算の高速化を図ること

があげられる。また、事例学習法においては、参照画像の選択やアルゴリズムの改善による画質の向上と同時に、さらなる学習探索の高速化をはかり、処理時間の削減を極限まで追求することがあげられる。我々の最終目標は、本提案方式をハイビジョンなどの動画信号にも適用できるようなレベルにまで、その処理速度の高速化を図っていくところにある。

〔文 献〕

- 1) S. C. Park, M. K. Park and M. G. Kang : "Super-Resolution Image Reconstruction : A technical Overview", IEEE Signal Processing Magazine, **20**, pp.21-36 (May 2003)
- 2) M. K. Ng and N. K. Bose : "Mathematical Analysis of Super-Resolution Methodology", IEEE Signal Processing Magazine, **20**, pp.62-74 (May 2003)
- 3) 阿部裕俊 : "地上デジタル受信技術、最新受信機動向", 映情学誌, **64**, 5, pp.684-686 (May 2010)
- 4) 田中正行, 奥富正敏 : "画素数の壁を打ち破る : 複数画像からの超解像技術", 映情学誌, **62**, 3, pp.337-342 (March 2008)
- 5) X. Li and M.T.Orchard : "New Edge-Directed Interpolation", IEEE Trans. on Image Processing, **10**, 10, pp.1521-1527 (Oct. 2001)
- 6) H. Q. Luong and W. Philips : "Sharp Image Interpolation by Mapping Level Curves", SPIE Visual Communication and Image Processing, **5960**, pp.2012-2022 (2005)
- 7) L. A. Leita, M. Zhao and G. Haan : "Content-adaptive video up-scaling for high definition displays", SPIE Image and Video Communications and Processing, **5022**, pp.612-622 (2003)
- 8) F. Mourgouyres and F. Guichard : "Edge directional preserving image zooming : a mathematical and numerical analysis", SIAM J.Num.Anal. **39**, 1, pp.1-37 (2001)
- 9) A. Lukin, A. S. Krylov and A. Nasonov : "Image Interpolation by Super-Resolution", Graphicon ' 2006 conference proceedings, pp.239-242 (2006)
- 10) F. Guichard and F. Mourgouyres : "Total Variation Based Interpolation", Proceedings of Eusipco ' 98, pp.1741-1744 (1998)
- 11) H. A. Aly and E. Dubois : "Image up-sampling using total-variation regularization with a new observation model", IEEE Trans. on Image Processing, **14**, 10, pp.1647-1659 (Oct. 2005)
- 12) M. K. Ng, H. Shen, E. Y. Lam and L. Zhang : "A Total Variation Regularization Based Super-Resolution Reconstruction Algorithm for Digital Video", EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, **2007**, Article ID74584 (2007)
- 13) 石井勇樹, 中川陽介, 小松隆, 斎藤隆弘 : "乗算型骨格テクスチャ画像分離の画像処理への応用", 信学論, **J90-D**, 7, pp.1682-1685 (July 2007)
- 14) 斎藤隆弘 : "サンプリング定理の壁を打ち破る : 1 枚の画像からの超解像オーバーサンプリング", 映情学誌, **62**, 2, pp.181-189 (Feb. 2008)
- 15) 石井勇樹, 相澤陽哉, 小松隆, 斎藤隆弘 : "乗算型 TV-G 画像分解に基づく画像拡大", 信学論, **J91-D**, 8, pp. 1979-1982 (Aug. 2008)
- 16) T.Saito and T.Komatsu : "Image Processing Approach Based on Nonlinear Image- Decomposition", IECE Trans Fundamentals, , **E92-A**, 3, pp.696-707 (Mar. 2009)
- 17) 吉川明博, 後藤富朗, 平野智, 桜井優 : "Total Variation 正則化フィルタリングを用いた画像拡大高速化に関する一検討", 平 22 信学総全大, D-11-41 (Mar.2010)
- 18) L. Rudin, S. Osher and E. Fetami : "Nonlinear total Variation Based Noise Removal Algorithm", Physica D, **60**, pp.259-268 (1992)
- 19) A.Chambolle: "An algorithm for total variation minimization and applications", J. Mathematical Imaging and Vision, **20**, 1, pp.89-97 (2004)
- 20) 田口安則, 小野利幸, 三田雄志, 井田孝 : "画像超解像のための閉ループ学習による代表事例の学習方法", 信学論, **J92-D**, 6, pp.831-842 (June 2009)
- 21) W.T.Freeman, T.R.Jones and E.C.Pasztor : "Example-Based Super-Resolution", IEEE Comput. Graph. Appl., **22**, 2, pp.56-65, (Mar./Apr.2002)
- 22) W.T.Freeman, E.C.Pasztor and O.T.Carmichael : "Learning Low-Level Vision", International Journal of Computer Vision, **40**, 1,pp.25-47 (Nov. 2004)
- 23) J.Sun, N.N.Zheng, H.Tao and H.Y.Shum : "Image Hallucination with Primal Sketch Primal Sketch Priors", Proc. IEEE Computer

Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition , **2**, pp.729-736 (Jun. 2003)

- 24) H.cang, D.Y.YOung, and Y.Xiong : "Super-Resolution through Neighbor Embedding", IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, **1**, pp.275-282 (Jul. 2004)
- 25) S.Dai, M.Han, W.Xu, Y.Wu and Y.Gong : "Soft Edge Smoothness Prior for Alpha Channel Super Resolution", IEEE Computer Vision and Pattern Recognition, pp.1-8 (Jun. 2007)
- 26) 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", 情報処理学会研究報告, 2007-CVIM-160, pp.257-264 (Sept. 2007)
- 27) J.Yang, J.Wright, Y.Ma and T.Huang : "Image Super-Resolution as Sparse Representation of Raw Image Patches", IEEE Computer Vision and Pattern Recognition, pp.1-8 (Aug. 2008)
- 28) 鈴木彰太郎, 後藤富朗, 平野智, 桜井優 : "ウェーブレット変換を用いた学習型超解像度手法の画質改善に関する一検討", 平 22 信学総全大, D-11-36 (Mar.2010)
- 29) Zongben Xu and Jian Sum: "Image Inpainting by Patch Propagation Using Patch Sparsity", IEEE Trans. on Image Processing, **19**, 5,pp.1153-1165 (May 2010)
- 30) Prakash P. Gajjar and Manjunath V. Joshi: "New Learning Based Super-Resolution: Use of DWT and IGMRF Prior", IEEE Trans. on Image Processing, **19**, 5,pp.1201-1213 (May 2010)
- 31) Z.Wang, A.C.Bovik,R.Sheikh and E.P.Simoncelli: "Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity", IEEE Trans. on Image Processing, **13**, 4,pp.600-612 (April 2004)

桜井 優 1975 年, 東京工業大学大学院電子工学専攻修士課程了。同年 (株) 東芝に入社。1982 年, UC サンタバーバラ校客員研究員。2006 年, 名古屋工業大学教授。ゴーストキャンセラ, 衛星放送受信機, DVD エンコーダ, ハイビジョンテレビ用 LSI の研究開発, およびデジタル画像信号処理の研究に従事。工博。正会員。

吉川 明博 2009 年, 名古屋工業大学工学部電気電子工学科卒。現在, 同大学院情報工学専攻博士前期課程に在学中。画像信号処理, 画像拡大, 超解像処理などの研究に従事。

鈴木彰太郎 2010 年, 名古屋工業大学工学部電気電子工学科卒。現在, 同大学院情報工学専攻博士前期課程に在学中。超解像画像処理などの研究に従事。

後藤 富朗 1997 年, 名古屋工業大学工学部電気情報学科卒。1999, 年同大学院博士前期課程了。2000 年, 同大電気情報工学科助手。2007 年同大電気電子工学科助教。2007 年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。正会員。

平野 智 1991 年 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 年同大電気電子工学科准教授。フィルタ回路, AD, DA 変換回路をはじめアナログ/デジタル信号処理回路の研究に従事。