

# 単一画像を用いた再構成型超解像合成手法の検討

非会員 佐渡山史矢\* 正員 山田 親稔\*  
非会員 市川 周一\*\* 非会員 荻野 正\*

## A Study on Single Frame Reconstruction-based Super Resolution

Fumiya Sadoyama\*, Non-member, Chikatoshi Yamada\*, Member, Shuichi Ichikawa\*\*, Non-member,  
Tadashi Ogino\*, Non-member

(2014年4月18日受付, 2014年8月24日再受付)

The Iterative Back Projection (IBP) or Learning-based Super Resolution (LBSR) method is used as a substitute for bicubic interpolation in the resolution enhancement process. The IBP method has a limitation that it cannot be used to increase the magnification of an image. Furthermore, if the desired high-resolution information does not exist in the learning database, the LBSR method restores the undesired high-resolution information in instances where the low-resolution image is not available. In this paper, we propose a Super Resolution method that combines Bilateral Back Projection using Local Variance (BBPLV) and the detection of similar structure and data fusion. Through our experimental results, we show the effectiveness of our proposed method.

キーワード: 超解像, 単一画像, 類似構造, バイラテラルバックプロジェクション, 局所分散

**Keywords:** super resolution, single frame, similar structure, bilateral back projection, local variance

### 1. はじめに

従来, 高解像度化処理には補間法が用いられてきた。補間法とは, ある関数に基づき, 高解像度化する際に増える画素の値を求める処理であり, 双一次補間 (バイリニア補間) や双三次補間 (バイキュービック補間) などがよく知られている。しかし, これらの手法で画像を高解像度化した場合, 画像が本来持つ高周波成分が生成されずに全体的にボケ, エッジ部分にギザギザに見えるジャギー, ぶれたように見えるリングングなどのアーティファクトが目立った出力結果となってしまう。

近年, 補間法に代わる手法として様々な超解像法が提案されている。代表的なものとして, 再構成型<sup>(1)-(3)</sup>, 学習型<sup>(4)</sup>の超解像法<sup>(5)-(7)</sup>が挙げられる。再構成型超解像とは, 補間法により初期設定した高解像度画像から低解像度画像を推定し, 推定低解像度画像と入力低解像度画像との差が少な

くなるように高解像度を更新する手法である。しかし, この手法には拡大倍率を大きく取れないという問題点が存在する。また, 学習型超解像とは学習用の高解像度画像と, 高解像度画像を縮小・拡大することで劣化させた低解像度画像の対応を学習させたデータベースから, 入力画像の高解像度画像を推定する手法である。この手法は推定の精度が高く, 拡大倍率を大きく取ることができる。しかしながら, 復元したい情報がデータベースに存在しない場合, 画像が本来持たない構造を復元してしまう問題点があり, 正確な復元には膨大な学習データが必要となる。

本研究では, 唯1枚の入力画像から高拡大倍率を許容し, アーティファクトを抑えた超解像法を実現し, 再構成型, 学習型の2つの超解像法の持つ問題点を解消することを目的としている。

### 2. 超解像法

本章では, 再構成型, 学習型の2種類の代表的な超解像法について述べる。本提案手法は, 本章で述べる再構成型超解像がベースとなっている。

(2・1) 再構成型超解像 再構成型超解像<sup>(1)</sup>の定義式を(1)式に示す。

$$I_H^{t+1} = I_H^t + \tau (I_L - (I_H^t * G) \downarrow_s) \uparrow_s * P \dots\dots\dots (1)$$

\* 沖縄工業高等専門学校  
〒905-2192 沖縄県名護市辺野古 905  
Okinawa National College of Technology  
905, Henoko, Nago, Okinawa 905-2192, Japan  
\*\* 豊橋技術科学大学  
〒441-8580 愛知県豊橋市天伯町雲雀ヶ丘 1-1  
Toyohashi University of Technology  
1-1, Hibarigaoka, Tempaku-cho, Toyohashi, Aichi 441-8580,  
Japan

ここで  $\tau$  はステップ,  $t$  は繰り返し回数,  $G$  はガウシアンフィルタ (ぼけの点拡がり関数),  $P$  は Back Projection カーネル,  $*$  は畳み込み演算子,  $\uparrow_s$  はアップサンプリング演算子,  $\downarrow_s$  はダウンサンプリング演算子である。Back Projection カーネルにはガウシアンフィルタ等の任意のフィルタを用いる。

再構成型超解像では, 入力低解像度画像  $I_L$  と観測低解像度画像 (暫定の推定高解像度画像  $I_H^t$  の劣化課程をシミュレートした画像) との差 (差分画像) をとり, Back Projection カーネル  $P$  を通して, 暫定の推定高解像度画像へ逆投影することで推定高解像度画像を更新する。この処理を繰り返すことで, 高解像度画像を推定する。

原画像である入力低解像度画像と観測低解像度画像との差は, 推定された高解像度画像が本来持つべき情報の不足分 (誤差) であり, 誤差を低減することで, 原画像に近い高解像度画像を推定することができる。よって, この手法の繰り返し回数  $t(t = 0, 1, \dots, T - 1)$  による最終的な推定高解像度画像  $I_H^T$  は次の最小化問題に帰着する。

$$I_H^T = \arg \min_{I_H} \sum \sum \|I_L - (I_H * G) \downarrow_s\|^2 \dots \dots \dots (2)$$

(2) 式に示す最小化問題を解くアルゴリズムが (1) 式となる。

この手法は 1 枚の画像からでも超解像処理を行うことができるが, 差分画像のエッジの方向・強さを考慮していないためにアーティファクトが現れてしまう。また, 定義である (1) 式にアップサンプリングを含んでいるために, 拡大倍率をあまり大きく取ると, 推定精度が低下するという問題点も存在する。

**〈2・2〉 学習型超解像** 学習型超解像<sup>(4)</sup>のイメージを Fig. 1 に示す。学習型超解像では, 予め入力として想定される高解像度画像と, その高解像度画像の劣化をシミュレートした推定低解像度画像をパッチと呼ばれる小領域に区切り, 様々なパッチの組み合わせを学習データベースに大量

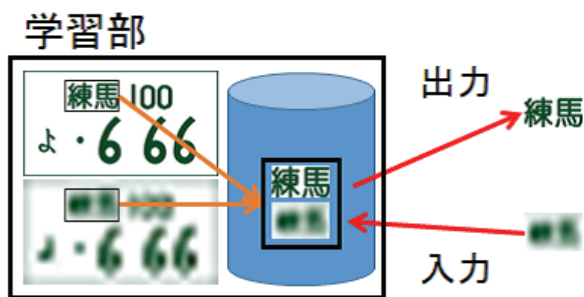


Fig. 1. Schematic of learning-based super resolution.

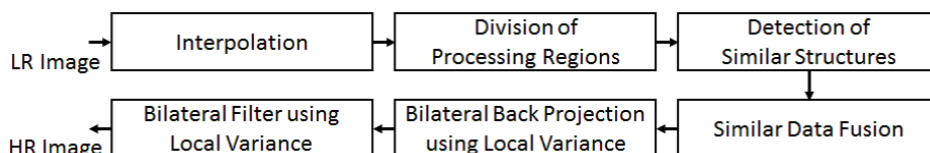


Fig. 2. Flowchart of proposed method.

に記憶する。超解像処理を行う際には, 入力画像に対して最も似ている低解像度画像のパッチを検索し, それに対応する高解像度画像のパッチを順次復元していくことで, 高解像度画像の推定を行う。

この手法では, 想定される入力画像 (Fig. 1 においてはナンバープレート) に対応する高解像度画像をデータベースに学習させているため, 復元の精度はかなり高く, 拡大倍率も大きく取ることができる。しかし, 正確な復元には膨大な学習データが必要となり, 入力画像に対応する学習データが学習データベースに存在しない場合, 画像が本来持たない構造が復元されてしまう可能性がある。つまり, 学習型超解像はある特定の画像に対する専門的なシステムとなってしまう。

### 3. 提案手法

本章では提案手法の原理について述べる。提案手法のフローチャートを Fig. 2 に示す<sup>(8)(9)</sup>。本手法でははじめに入力画像に対し, Bicubic 法で所望の倍率で補間処理を行う。次に, 補間処理された画像の局所分散を求め, 高分散領域と低分散領域とに処理領域の分割を行う。高分散領域には, 類似構造の探索と類似データの組合せによる画素の更新を行いジャギーを抑え, エッジを保存するために局所分散を考慮した Bilateral Filter 処理を行う。最後に, 局所分散を考慮した Bilateral Back Projection を行うことで入力画像から高解像度画像を推定する。

**〈3・1〉 処理領域の分割** エッジ保存を行うために用いる Bilateral Filter は, 細かなエッジを潰してしまう。そのため, 局所分散を求めて処理領域の分割を行う。局所分散とは, 注目画素を中心とした任意の大きさの小領域 (局所領域) における画素値の分散のことである。

局所分散がしきい値以上の場合を高分散領域とみなし, それ未満の場合を低分散領域とみなす。Fig. 3(a) の局所分散を求め, 局所分散がしきい値以上の領域を高分散領域である白, しきい値未満の領域を低分散領域である黒とした画像を Fig. 3(b) に示す。Fig. 3(b) から, 高分散領域は画素値のバラつきが大きいエッジ部, 低分散領域は画素値のバラつきが小さい平坦部となっていることがわかる。処理領域の分割に基づき, 次節以降 3 つの処理は高分散領域にのみ行う。

**〈3・2〉 類似構造の探索** 画像内には Fig. 4 に示すような類似構造が存在することに着目し, 類似構造の探索を行う。探索方法としては, 補間法により拡大された画像内でブロックマッチングを行い, 類似度を求めることで, 類



Fig. 3. Division of processing region based on the local variance.

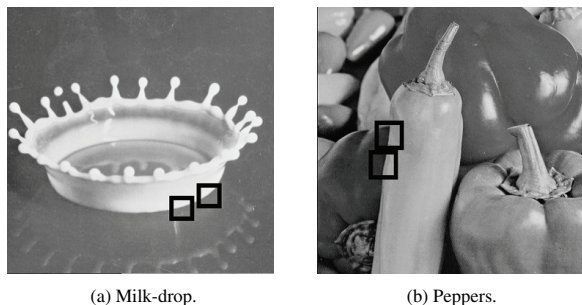


Fig. 4. Examples of image similar structures.

似構造を探索する。類似度は (3) 式で表される。

$$d(j, i) = \|P_y(j_0, i_0) - P_y(j, i)\|_2 \dots\dots\dots (3)$$

ここで、 $P_y(j_0, i_0)$  は注目画素を中心としたパッチ、 $P_y(j, i)$  は参照画素を中心としたパッチである。2つのパッチの各成分の差のユークリッドノルムをとることで、パッチ間のブロックマッチングを行う。類似度  $d(j, i)$  が、しきい値以下であるときに2つのパッチが類似構造であるとみなす。類似構造が見つかった場合、注目画素に対応する参照画素・類似度格納用の構造体であるセット  $S(j_0, i_0)$  に、参照画素と類似度  $d(j, i)$  のペアを格納する。類似構造が複数見つかった場合には、類似度が小さい順に、参照画素値と類似度のペアをすべて格納する。セット  $S$  内に格納された参照画素値と類似度は、次節の類似データの組み合わせで用いる。

**〈3・3〉 類似データの組合せによる画素の更新** 類似データの組合せによる画素の更新ではセット  $S$  に格納された参照画素と類似度  $d$  を用いて加重平均をとり、注目画素の値を更新する。更新式は (4) 式で表される。

$$\hat{I}_H(j_0, i_0) = \frac{\hat{y}(j_0, i_0) + w_{max} \times y(j_0, i_0)}{w_{sum} + w_{max}} \dots\dots\dots (4)$$

ここで、 $w_{sum}$  はセット  $S(j_0, i_0)$  中の重みの総和、 $w_{max}$  は  $S(j_0, i_0)$  内における重みの最大値を表す。また、 $\hat{y}(j_0, i_0)$  は (5) 式で表される。

$$\hat{y}(j_0, i_0) = \sum_{y(j, i) \in S(j_0, i_0)} w(j, i)y(j, i) \dots\dots\dots (5)$$

重み  $w(j, i)$  は (6) 式で表される。

$$w(j, i) = \exp\left(-\frac{d(j, i)}{t}\right) \dots\dots\dots (6)$$

ここで、 $t$  は重みを調節するためのパラメータである。類似している画素を用いて加重平均をとることで、補間によって生じたジャギーを抑えることができる。

**〈3・4〉 局所分散を考慮した Bilateral Filter** 類似構造の探索とデータの組み合わせのみではエッジの保存は不十分である。そこで、局所分散を考慮した Bilateral Filter<sup>(10)</sup> 処理を行う。この処理は (7) 式で表される。

$$I_H(j, i) = \frac{\sum_{n=-k}^k \sum_{m=-k}^k (f(j+n, i+m) \times w(j, i : n, m))^2}{\sum_{n=-k}^k \sum_{m=-k}^k w(j, i : n, m)} \dots\dots\dots (7)$$

ここで、 $f(j+n, i+m)$  は参照画素、 $w(j, i : n, m)$  は重み、 $k$  はマスク半径である。マスクとは注目画素を中心とする処理領域を意味する。重み  $w(j, i : n, m)$  は (8) 式で表される。

$$w(j, i : n, m) = w_d(j, i : n, m) \times w_r(j, i : n, m) \dots\dots (8)$$

$w_d(j, i : n, m)$ 、 $w_r(j, i : n, m)$  はそれぞれ空間方向、画素値方向の重みであり、(9)、(10) 式で表される。

$$w_d(j, i : n, m) = \exp\left(-\frac{n^2 + m^2}{2\sigma_d^2(j, i)}\right) \dots\dots\dots (9)$$

$$w_r(j, i : n, m) = \exp\left(-\frac{(f(j, i) - f(j+n, i+m))^2}{2\sigma_r^2}\right) \dots\dots\dots (10)$$

ここで、 $\sigma_r$  は画素値方向のガウス関数の標準偏差である。 $\sigma_d(j, i)$  は (11) 式で表される。

$$w_r(j, i : n, m) = \sigma_d \left( \frac{v(j, i)}{v_{max}} \right)^{\frac{1}{\gamma}} + \epsilon \dots\dots\dots (11)$$

ここで、 $\sigma_d$  は空間方向のガウス関数の標準偏差、 $v(j, i)$  は局所分散、 $v_{max}$  は局所分散の最大値、 $\epsilon$  は (9) 式で零割を避けるための微小な正の定数である。Bilateral Filter は空間方向の変化だけでなく、画素値方向の変化を考慮した、エッジ保存平滑化能力をもつ非線形フィルタである<sup>(11)(12)</sup>。しかし、Bilateral Filter はエッジ部、平坦部といった局所領域の情報を考慮していないために、平坦部において過度な平滑化が見られるという問題点がある。そこで、平坦部における過度な平滑化を防ぐため、 $\sigma_d$  を局所領域に適した空間方向の重みパラメータに  $\sigma_d$  に変換する。そのために局所分散  $v(j, i)$  を (11) 式を用いて非線形変換する。Fig. 5 に示すように、 $\gamma$  の値により関数の形状が変化し、 $\gamma < 1$  のときは下に凸、 $\gamma > 1$  のときは上に凸となり、平滑化の度合いを調節することができる。空間方向の重みパラメータを可変とすることで、局所分散が大きい強エッジ部では、ガウス関数の広がりが大きくなり、アーティファクト除去、先鋭効果が期待できる。また、局所分散が比較的小さい平坦部等ではガウス関数の広がりが小さくなり、過度な平滑化を防ぐことができる。

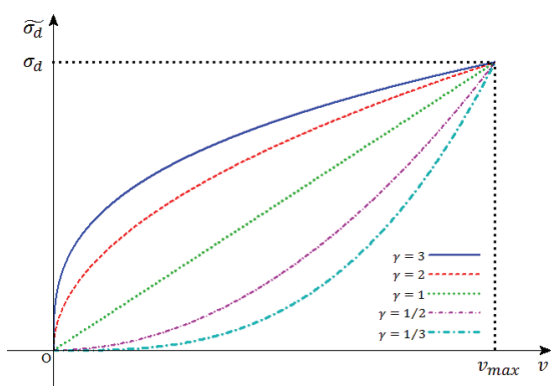


Fig. 5. Change in shape of the tone curve by  $\gamma$ .

〈3・5〉 局所分散を考慮した **Bilateral Back Projection**

最後に局所分散を考慮した **Bilateral Back Projection (BB-PLV)** <sup>(10)(13)</sup> 処理を行い、高解像度画像を更新・推定する。この処理は (12) 式で表され、前節で述べた再構成型超解像に、問題点であるアーティファクトを低減するために、局所分散を考慮した **Bilateral Filter** を加えたものである。

$$I_H^{t+1} = (I_H^t + \tau(I_H^0 - ((I_H^t * G) \downarrow_s) \uparrow_s) * P) * B \dots\dots\dots(12)$$

ここで  $\tau$  はステップ、 $t$  は繰り返し回数、 $G$  はガウシアンフィルタ、 $P$  は **Back Projection** カーネル、 $B$  は局所分散を考慮した **Bilateral Filter**、 $*$  は畳み込み演算子、 $\uparrow_s$  はアップサンプリング演算子、 $\downarrow_s$  はダウンサンプリング演算子である。**Back Projection** カーネル  $P$  にはガウシアンフィルタを用いる。繰り返し回数  $t(t = 0, 1 \dots, T - 1)$  による最終的な推定高解像度画像  $I_H^T$  は次の最小化問題に帰着する。

$$I_H^T = \arg \min_{I_H} \sum \sum \|I_H^0 - ((I_H^T * G) \downarrow_s) \uparrow_s\|^2 \dots\dots\dots(13)$$

(13) 式に示す最小化問題を解くアルゴリズムが (12) 式となる。

4. 実 験

〈4・1〉 開発環境 開発環境を Table 1 に示す。Visual Studio 2010 上で C++ に OpenCV2.4 を組み合わせることで、開発を行った。

〈4・2〉 実験方法 原画像を縮小・高解像度化し、Fig. 2 および 3 章で述べた提案手法を用いて、2 倍・4 倍の超解像処理を施して従来手法との比較を行う。従来手法は **Bicubic** 法とし、入力画像に **SIDBA (Standard Image Data-Base)** の標準画像を用いる。また、〈3・2〉節で用いるパッチのサイズを  $7 \times 7$ 、探索領域を注目画素を中心とした、 $100 \times 100$  領域内とし、3 ピクセルずつずらしながら探索を行う。

〈4・3〉 評価指標 評価指標としてピーク信号対雑音比 (**PSNR**) を用いる。**PSNR** は (14) 式で表される。

$$PSNR = 10 \log_{10} \left( \frac{MAX^2}{MSE} \right) \dots\dots\dots(14)$$

Table 1. Development environment.

Language	C++
Library	OpenCV2.4
IDE	Visual Studio 2010
OS	Windows 7
CPU	Core i7 920 @2.67 GHz

Table 2. PSNR(Resolution-chart).

	Bicubic	Proposed
Double	20.01	23.12
Quadruple	15.67	16.00

Table 3. PSNR(Lenna).

	Bicubic	Proposed
Double	32.20	34.79
Quadruple	28.22	28.70

ここで、 $MAX$  は画像が取りうる最大ピクセル値 (=255) である。また、 $MSE$  は (15) 式で表される。

$$MSE = \frac{1}{n \times m} \sum_{j=0}^{n-1} \sum_{i=0}^{m-1} (I(j, i) - K(j, i))^2 \dots\dots\dots(15)$$

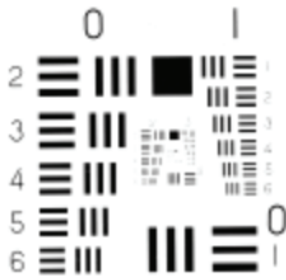
ここで、 $n \times m$  はピクセル総数、 $I(j, i)$  は  $(j, i)$  における原画像のピクセル値、 $K(j, i)$  は  $(j, i)$  における出力画像のピクセル値である。 $MSE$  は平均二乗誤差とよばれ、平均二乗誤差が小さいほど原画像と出力画像の差は小さく、**PSNR** の値は高くなる。つまり、**PSNR** の値が高いほうが画質が良いということである。

〈4・4〉 実験結果 実験による超解像処理後の **PSNR** による評価を Table 2 および Table 3、処理画像を Fig. 6 および Fig. 7 に示す。これらの結果からボケの除去効果、アーティファクトの低減、**PSNR** が向上していることが確認できる。

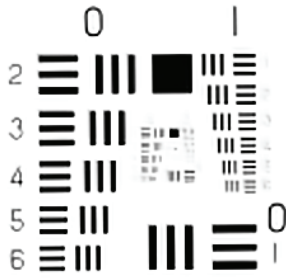
〈4・5〉 考 察 4 倍の超解像処理では効果は少なかったが、2 倍での超解像処理に関しては <sup>(14)</sup> と比較しても大きな効果が見られた。4 倍での超解像処理の効果が少なかった原因として、提案手法の最初に用いる補間が大きく影響していると考えられる。縮小時に失われた高周波成分が 2 倍の処理に比べて多く、その後の超解像処理を適用しても復元はされなかったことで、このような結果となった。

5. ま と め

再構成型超解像には、精度・許容倍率が低いという問題点があり、学習型超解像には大量の学習画像が必要で、入力画像をに対する汎用性が低いという問題点が存在している。この問題を排除した、入力画像によらず唯一枚の画像から、高精度、高拡大倍率を許容する超解像法の実現を目的として、単一画像を用いた超解像合成手法の提案を行った。提案手法を実装し、従来手法との比較を行い 2 倍の超解像処理においては、画像全体のボケ除去効果、エッジ部におけるジャギーやリングング等のアーティファクトの低減、**PSNR**



(a) Bicubic method(Double).



(b) Proposed method(Double).



(c) Bicubic method(Quadruple).



(d) Proposed method(Quadruple).

Fig. 6. Resolution-chart.



(a) Bicubic method(Double).



(b) Proposed method(Double).



(c) Bicubic method(Quadruple).



(d) Proposed method(Quadruple).

Fig. 7. Lenna.

の値の向上を確認した。しかし、4倍の超解像処理に関しては画質の改善は僅かなものとなった。そのため、適用するフィルタの再検討、超解像の前処理として、高周波成分をより多く復元するための補間法に代わる拡大アルゴリズムの検討が今後の課題である。

#### 謝辞

本研究は、豊橋技術科学大学高専連携教育研究プロジェクト及び日本学術振興会の科学研究費補助金 (No.40412902)

の支援を受けて行われた。

#### 文献

- (1) M. Irani and S. Peleg: "Motion Analysis for Image Enhancement: Resolution, Occlusion, and Transparency", JV-CIP, Vol.4, pp.324-335 (1993)
- (2) W. Dong, L. Zhang, G. Shi, and X. Wu: "Nonlocal back-projection for adaptive image enlargement", ICIP, pp.349-352 (2009)
- (3) 藤原英晃・近藤克哉: 「エッジ保存を考慮した単一画像の再構成型超解像」, 信学技報, SIS, スマートインフォメディアシステム, Vol.111,

- No.457, pp.43-48 (2012)
- (4) W. Wu and Z. Liu: "Learning-based super resolution using kernel partial least squares", *Image and Vision Computing*, Vol.29, No.6, pp.394-406 (2011)
  - (5) Y.W. Tai, S. Liu, M.S. Brown, and S. Lin: "Super Resolution using Edge Prior and Single Image Detail Synthesis", *CVPR*, pp.2400-2407 (2010)
  - (6) Q. Zhou, S. Chen, J. Liu, and X. Tang: "Edge-Preserving Single Image Super-Resolution", *ACM-MM* (2011)
  - (7) Y. Fan, Z. Gan, Y. Qie, and X. Zhu: "Single Image Super Resolution Method Based on Edge Preservation", *ICIG*, pp.394-399 (2011)
  - (8) 佐渡山史矢・山田親稔:「単一画像のエッジ保存型超解像」, 信学会ソサイエティ大会講演論文集 (2013)
  - (9) F. Sadoyama, C. Yamada, and S. Ichikawa: "Single Frame Super Resolution using Reconstruction Method", *International Workshop on Networking, Computing, Systems, and Software* (2013)
  - (10) 橋上英宜・延原 肇:「局所分散を考慮したバイラテラルバックプロジェクションと逆フィルタを用いた一枚超解像手法」, 信学技報, SIS, スマートインフォメディアシステム, Vol.110, No.445, pp.31-36 (2011)
  - (11) C. Tomasi and R. Manduchi: "Bilateral filtering for gray and color images", *ICCV*, pp.839-846 (1998)
  - (12) 浦浜喜一:「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」, 映像情報メディア学会誌, Vol.62, No.8, pp.1268-1273 (2008)
  - (13) S. Dai, M. Han, Y. Wu, and Y. Gong: "Bilateral backprojection for single image super resolution", *Multimedia and Expo*, pp.1039-1042 (2007)
  - (14) 高田洋佑・浦浜喜一:「非等方バイラテラルフィルタを用いる反復再構成による単一画像の超解像」, 映像情報メディア学会技術報告, 33(51), 89-94, 2009-11-19 (2013)

佐渡山 史 矢 (非会員) 2013年沖縄工業高等専門学校情報通信システム工学科卒業。同年同高等専門学校専攻科創造システム工学専攻電子通信システム工学コース入学。現在, 在学中。



山 田 親 稔 (正員) 2000年琉球大学大学院理工学研究科博士前期課程修了。2004年同大学大学院博士後期課程単位取得満期修了。同年拓殖大学北海道短期大学専任講師。2007年沖縄工業高等専門学校情報通信システム工学科助教。2009年同高等専門学校情報通信システム工学科准教授。2014年より, ビクトリア大学(カナダ)客員研究員。現在に至る。博士(工学)。形式的設計検証, リコンフィギュラブルシステムの研究・教育に従事。IEEE, 電子情報通信学会, 情報処理学会各会員。



市 川 周 一 (非会員) 1985年東京大学理学部卒業。1987年同大学大学院理学系研究科修士課程修了。1987年新技術事業団創造科学推進事業(ERATO)後藤磁束量子情報プロジェクト研究員。1991年三菱電機(株)LSI研究所, システムLSI開発研究所勤務。1994年名古屋大学工学部助手。1997年豊橋技術科学大学工学部知識情報工学系講師。2001年同大学工学部知識情報工学系助教授。2007年同大学工学部知識情報工学系准教授。2010年同大学大学院工学系研究科准教授。2011年沼津工業高等専門学校制御情報工学科教授。2012年より, 豊橋技術科学大学大学院工学系研究科教授。現在に至る。理学博士。並列計算機, 並列処理, および専用計算システムアーキテクチャの研究に従事。IEEE (senior member), 電子情報通信学会(シニア会員), ACM, 情報処理学会各会員。



荻 野 正 (非会員) 1988年東京大学大学院電気工学専門課程博士課程修了。工学博士。同年三菱電機情報電子研究所。2008年スタンフォード大学客員研究員。2009年三菱電機インフォメーションテクノロジー。2013年より, 沖縄工業高等専門学校情報通信システム工学科教授。現在に至る。クラウドコンピューティング, M2M等先端情報技術の研究・開発・事業化に従事。情報処理学会, 電子情報通信学会, IEEE, ACM各会員。

