

再構成射影による画像の多画素化手法

田口 安則[†] 井田 孝[†]

An Image Interpolation Method by Projection to Satisfy Reconstruction Constraint

Yasunori TAGUCHI[†] and Takashi IDA[†]

あらまし デジタル画像の新しい多画素化手法を提案する。入力画像を、それよりも画素数の多い原画が劣化したものとみなせば、多画素化は、入力画像から未知の原画を推定する問題として扱える。この問題は劣決定問題であり、劣化させると入力画像に一致するという再構成制約を満足する多画素画像は無数に存在する。したがって、その他の情報を利用しなければ、それらの中から原画を見出せない。それに対し提案手法では、任意の手法で仮に多画素化した画像を、再構成制約を満足する多画素画像の集合である部分空間へ射影することで原画に近づける。仮の多画素化手法として単純な内挿法を利用する場合、射影後の画像を入力画像から直接計算するフィルタを設計できる。これにより、少ない計算コストで、利用した内挿法と同等以上の画質を得られる。実験により、射影によって射影前の画像と同等以上の PSNR が得られることと、共一次内挿法に基づく 2 または 3 タップの提案フィルタにより、それより計算量が多い 4 タップの三次畳込み内挿法と同等の PSNR が得られることを確認した。

キーワード 多画素化, 内挿, 射影, 再構成, フィルタ

1. ま え が き

テレビなどの表示装置の大画面化、高解像度化が進んでいる。その画素数が入力画像よりも多い場合、画像を高速かつ高画質に多画素化する技術が望まれる。よく利用されるのは、フィルタ係数との畳込みのみで計算できる単純な内挿法 [1] ~ [3] であり、高速に処理できる。中でも、共三次内挿法や三次畳込み内挿法 [3] は、内挿関数が標本化定理 [4] で裏打ちされた sinc 関数に類似したコンパクト・サポート関数であるため、利用頻度が特に高い。しかし、出力画像の周波数が入力画像の画素間隔から定まる帯域に制限されるため、周波数の高いエッジやテクスチャがぼける。

それに対し、様々な手法 [5] ~ [17] が提案されている。これらを比較、評価するには、計算コストと画質に関する基準が必要である。計算コストは、積和演算の回数などで評価できる。画質は、入力画像を、それよりも画素数の多い原画が劣化したものとみなせば、出力画像の原画からの近さで評価できる。本論文では、この基準で議論する。原画は入力画像よりも画素数が多

いため、入力画像から未知の原画を推定する問題は劣決定問題であり、劣化させると入力画像に一致するという再構成制約を満足する多画素画像は無数に存在する。したがって、他の情報を利用しなければ、それらの中から原画を見出すことはできない。

文献 [5], [6] の手法では、単純な内挿法が改良されている。文献 [5] の手法では、鮮鋭な画像を生成するため、原画は単純な内挿法で生成した画像よりもエッジが急しゅんだという事前知識を利用する。文献 [6] の手法では、ジャギーの少ない滑らかな画像を生成するため、原画における局所領域の分散が入力画像の局所領域の分散に近いと仮定する。いずれも主観画質を向上させるが、生成した画像が原画に近い保証がない。

事例学習型超解像の手法 [7] ~ [11] では、単純な内挿法で復元できない高周波成分を大量の画像から事前に抽出してデータベースに保持し、単純な内挿法で多画素化した画像に補う。これにより、平均的に原画に近い画像を生成できる。しかし、今処理したい入力画像の原画に近い保証がない。また、データベースの保持に大量のメモリが必要なのに加え、補う高周波成分をデータベースから探索するための計算コストが高い。

再構成型超解像の手法 [12] ~ [14] では、再構成制約を満足する複数の候補から解を限定するために、撮影

[†](株) 東芝研究開発センター, 川崎市
Corporate Research and Development Center, Toshiba Corporation, Kawasaki-shi, 212-8582 Japan

時刻が近い複数の入力フレームから画素の動きを検出し、動きを補償した各フレームに対する再構成制約を追加する．これにより、原画に近い画像を生成できる．しかし、動き検出と、再構成制約を満足させるために利用する Iterative Back Projection (IBP) 法 [13] や凸射影法 [18] などの反復処理の計算コストが高い．

文献 [15] ~ [17] の手法では、再構成制約に加え、他の制約を利用する．文献 [15] の手法では、隣接画素との差分に関する制約を利用する．文献 [16], [17] の手法では、画像中のブロックが少ない数の基底ブロックで表現できるという、画像信号のスパース性を仮定した制約を利用する．これらの手法では、再構成制約を利用するため、原画に近い画像を生成できる．しかし、これらの制約を満足させるために反復計算が必要なため、計算コストが高い．

そこで、低い計算コストで再構成制約を満足させることにより、原画に近い画像を生成する手法を提案する [19]．提案手法では、入力画像を重なりなく分割した各ブロックに対する再構成制約を導入する．これにより、入力画像全体に対する再構成制約を満足させるためにこれまで利用されてきた IBP 法 [13] や凸射影法 [18] などの反復処理を排除する．代わりに、任意の手法で仮に多画素化した画像中の各ブロックを、それより画素数が多く、ブロック単位の再構成制約を満足するブロックの集合である部分空間へ射影する．これにより、仮の多画素化手法と同等かそれよりも原画に近いことが保証される．ブロック単位の射影であるため、計算コストが少ない．仮の多画素化手法としてフィルタ係数との畳込みのみで計算できる単純な内挿法を利用する場合、仮の多画素化手法の演算を介さず、射影後の画像を入力画像から直接計算するフィルタを設計できる．このフィルタは、タップ数に応じた積和演算のみで計算できるため、計算コストを更に低減できる．

以降、2. でデジタル画像の多画素化と再構成制約について述べ、3. で再構成制約を満足させる射影を利用した提案手法を説明する．4. では、提案手法により低い計算コストで高い画質の画像を生成できた実験の結果を示す．

2. デジタル画像の多画素化と再構成制約

デジタル画像の多画素化と、提案手法で満足させるブロック単位の再構成制約の関係について述べる．

画像復元 [20] に倣い、幅が w_l 画素で高さが h_l 画素

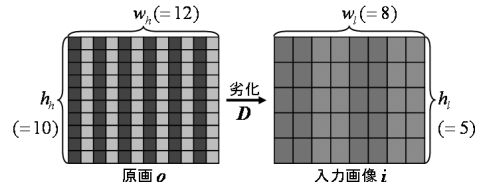


図 1 原画から入力画像への劣化

Fig. 1 Deterioration from original image to input image.

の入力画像 i を、幅と高さが w_h, h_h の原画 o が

$$i = Do \quad (1)$$

で劣化したものとみなす．ここで、 i は入力画像の濃淡値を所定の順で並べた $w_l h_l$ 次元の列ベクトルであり、 o は原画の濃淡値を同じ順で並べた $w_h h_h$ 次元の列ベクトルである．以降、並べる順は、画像の左上から右下へ向かうラスタスキャン順とする． D は $w_l h_l$ 行 $w_h h_h$ 列の行列である．ある原画が入力画像へ劣化する例を図 1 に示す．ここで、原画と入力画像それぞれにおける最小構成単位の四角形が画素を表し、その濃淡が濃淡値を表す．画素の大きさが原画と入力画像で異なるのは、後述の仮定に合わせ、画素をセンサに見立てているためである．

デジタル画像の多画素化は、入力画像 i から式 (1) を満たす未知の原画 o を推定する問題として扱える．式 (1) は、原画を再構成するための制約であるため、再構成制約と呼ばれる． $w_l h_l < w_h h_h$ より、 D の逆行列が存在しないため、式 (1) のみからでは o を求められない．画像復元で利用される一般逆フィルタ [21] では、 D のサイズが大きいため、一般逆行列を計算するためのコストが高い．代わりに、IBP 法 [13] や凸射影法 [18] などの反復処理を利用すれば、計算コストが軽減される．しかし、それでもなお計算コストが高い．そこで提案手法では、ブロック単位の再構成制約を導入する．

ブロック単位の再構成制約は、画像全体の再構成制約をブロック単位の分割したものである．もし、原画内に $c_h \times r_h$ 画素からなる原画ブロックを左上から順にすき間なく敷き詰め、入力画像内に $c_l \times r_l$ 画素の入力ブロックを同様に敷き詰めると、各原画ブロックと入力ブロックは被写体の同じ領域に対応する．ここで、 $c_h = w_h / \text{gcm}(w_h, w_l)$ 、 $r_h = h_h / \text{gcm}(h_h, h_l)$ 、 $c_l = w_l / \text{gcm}(w_h, w_l)$ 、 $r_l = h_l / \text{gcm}(h_h, h_l)$ であり、 $\text{gcm}(\cdot, \cdot)$ は最大公約数を計算する関数である．図 1 の例では、 $w_h = 12, h_h = 10, w_l = 8, h_l = 5$ より、

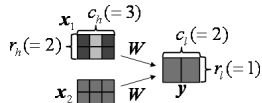


図2 多画素ブロックから入力ブロックへの劣化
Fig. 2 Deterioration to input block from blocks with more pixels.

$c_h = 3, r_h = 2, c_l = 2, r_l = 1$ であり、原画ブロックと入力ブロックが被写体の同じ部分に対応する^(注1)。ここで、以下を仮定する。

- 原画は、入力画像を撮像したカメラのセンサを、画素数が多く、総面積が等しいものと交換した仮想カメラで撮像したものと十分に近い。
- 仮想カメラのセンサ間にすき間はない。
- 仮想カメラの同一センサ内の各位置に入射する光子の量は均一である。

この仮定から、入力ブロックの濃淡値は対応する原画ブロックにのみ依存する。よって、原画ブロックが入力ブロックへ劣化したとみなせる。この劣化は、両ブロックを重ね合わせたときの画素間の面積比による加重平均で表せる。この劣化過程を次式で表す。

$$y = Wx \tag{2}$$

ここで、 y は入力ブロックの濃淡値を並べた $c_l r_l$ 次元の縦ベクトルである。 x は原画ブロックの濃淡値を並べた $c_h r_h$ 次元の縦ベクトルである。 W は原画ブロック x を入力ブロック y へ劣化させる $c_l r_l$ 行 $c_h r_h$ 列の行列である^(注2)。

デジタル画像の多画素化は、式 (2) を満足する原画ブロック x を入力ブロック y から推定する問題となる。このブロック単位の再構成制約であれば、従来の画像全体に対する再構成制約とは異なり、画像全体に対する最適化が必要ない。

y は x よりも次元数が小さいため、式 (2) は劣決定系の方程式である。よって、その解 x が一意に定まらない。図 2 は、原画ブロックと同じサイズの二つの多画素ブロック x_1, x_2 が (注2) の劣化行列により、同一の入力ブロック y に劣化する例を表す。解 x が一意に定まらないため、それ以外の情報を利用しなければ、入力ブロック y が、 x_1, x_2 を含む多くの多画素ブロック中のいずれが劣化したものかを特定できない。

3. 提案する多画素化手法とそのフィルタ

そこで、再構成制約を満足する多画素ブロック x'

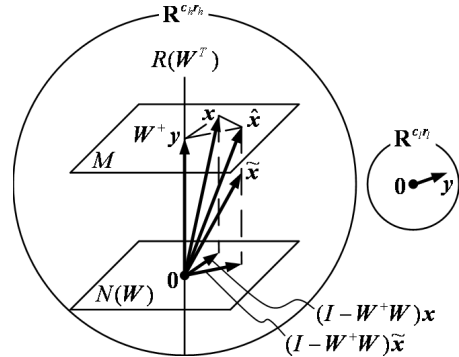


図3 ユークリッド空間における点としてのブロック
Fig. 3 Blocks as points in Euclidean spaces.

の中で、任意の多画素化手法による仮多画素化ブロック \hat{x} に最も近い出力ブロック \hat{x} を求めることで多画素化画像を生成する手法^(注3)と、それを実現するフィルタを提案する [19]。

$$\hat{x} = \operatorname{argmin}_{x'} \|x' - \hat{x}\|^2 \tag{3}$$

$$\text{subject to } y = Wx' \tag{4}$$

3.1 射影を利用した多画素化

画質を定量的に評価するため、図 3 に示したとおり、求める原画ブロック x や出力ブロック \hat{x} を、 $c_h r_h$ 次元ユークリッド空間 $R^{c_h r_h}$ 中の 1 点としてそれぞれ扱う。 \hat{x} の画質の高さを、 $R^{c_h r_h}$ における x に対するユークリッド距離 $\|\hat{x} - x\|$ の近さで定義する。入力ブロック y は、 $R^{c_h r_h}$ より次元の低い $c_l r_l$ 次元ユークリッド空間 $R^{c_l r_l}$ 中の 1 点として扱う。

$R^{c_h r_h}$ は、 $R(W^T) = \{x | x = W^T y\}$ で定義される W^T の値域 $R(W^T)$ と、 $N(W) = \{x | Wx = 0\}$ で定義される W の零空間 $N(W)$ の直交直和である [22]。ここで、 T は、行列やベクトルの転置を表す。 $R(W^T)$ 、 $N(W)$ への正射影行列はそれぞれ

(注1): 隣接する原画ブロック同士を連結してもすき間なく敷き詰められるため、原画ブロックのサイズを定数倍してもかまわない。その場合、原画ブロックに対応させて、入力ブロックのサイズも定数倍する。

(注2): 図 1 の例で $c_h = 3, r_h = 2, c_l = 2, r_l = 1$ とした場合の劣化行列 W は次式の値となる。 $W = \frac{1}{6} \begin{pmatrix} 2 & 1 & 0 & 2 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 2 & 0 & 1 & 2 \end{pmatrix}$

(注3): 文献 [17] の手法でも、式 (3)、(4) と類似した式を最小化する。しかし、この手法と提案手法は異なる。具体的には、文献 [17] の手法で満足させる再構成制約は式 (1) の画像全体に対するものであり、式 (2) のブロック単位の再構成制約を用いる提案手法とは異なる。また、文献 [17] の手法では、画像全体での最適化のために利用する IBP 法 [13] という反復処理の計算コストが高いのに対し、提案手法では、後述のブロック単位の射影という少ないコストで計算できる点が大きく異なる。

れ, W^+W , $I - W^+W$ であり, \cdot^+ は行列の Moore-Penrose 一般逆行列, I は単位行列を表す.

直交直和の関係より, 原画ブロック x を式 (5) のとおりに $R(W^T)$ 成分と $N(W)$ 成分に分解できる. 式 (2) の再構成制約より, 式 (5) は式 (6) に変形できる.

$$x = W^+Wx + (I - W^+W)x \quad (5)$$

$$= W^+y + (I - W^+W)x \quad (6)$$

この x の $R(W^T)$ 成分は, 入力ブロック y から計算できる. 一方, x の $N(W)$ 成分は, $N(W)$ の定義より, W で劣化させると 0 となり, 消失する. よって, x の $R(W^T)$ 成分と $N(W)$ 成分はそれぞれ, 劣化しても残存する成分と, 劣化によって消失する成分である.

条件式 (4) を満足する多画素ブロック x' と仮多画素化ブロック \hat{x} も同様に, $R(W^T)$ 成分と $N(W)$ 成分にそれぞれ分解できる.

$$x' = W^+y + (I - W^+W)x' \quad (7)$$

$$\hat{x} = W^+W\hat{x} + (I - W^+W)\hat{x} \quad (8)$$

式 (3) に式 (7), (8) を代入し, 互いに直交する $R(W^T)$ 成分と $N(W)$ 成分の内積が 0 である性質を利用すると, 式 (3), (4) は, 次のとおりに変形できる.

$$\hat{x} = \operatorname{argmin}_{x'} \|(I - W^+W)(x' - \hat{x})\|^2 \quad (9)$$

$$\text{subject to 式 (7)} \quad (10)$$

よって, 式 (3), (4) の解は次式のとおりとなる.

$$\hat{x} = W^+y + (I - W^+W)\hat{x} \quad (11)$$

この式は, 仮多画素化ブロック \hat{x} を, 条件式 (4) を満足する多画素ブロック x' の集合である線形多様体 M に正射影することを意味する.

$$M = \{x' | x' = W^+y + (I - W^+W)\hat{x}\} \quad (12)$$

提案手法の処理手順は以下のとおりである.

(step1) まず, 任意の手法で入力画像を多画素化することによって仮多画素化画像を作成する.

(step2) 次に, その仮多画素化画像を, $c_h \times r_h$ の仮多画素化ブロック \hat{x} に分割する.

(step3) そして, 各仮多画素化ブロック \hat{x} を, 式 (11) で線形多様体 M に正射影することにより, 出力ブロック \hat{x} を作成する.

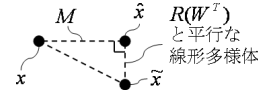


図 4 \hat{x} , \tilde{x} , x の関係

Fig. 4 Relationship between \hat{x} , \tilde{x} , and x .

(step4) 最後に, 各出力ブロック \hat{x} を敷き詰めることで出力画像を生成する.

提案手法の幾何学的意味を述べる. M は, W^+y を通り, $N(W)$ と平行である. よって, M と $R(W^T)$ は直交する. 出力ブロック \hat{x} と原画ブロック x はともに線形多様体 M に属し, $\hat{x} - \tilde{x}$ は $R(W^T)$ の元であるため, $(\hat{x} - x) \perp (\hat{x} - \tilde{x})$ という直交関係が成り立つ. 図 4 は, 図 3 における出力ブロック \hat{x} , 仮多画素化ブロック \tilde{x} , 原画ブロック x を表す 3 点を通る三角形の拡大図であり, その直交関係を表す. この直交関係から, $\|\hat{x} - x\| \leq \|\tilde{x} - x\|$ が成立する. 等号が成り立つのは, $\hat{x} \in M$ の場合であり, $\hat{x} = \tilde{x}$ である. この不等式は, 任意の仮多画素化ブロック \tilde{x} を線形多様体 M に正射影することで, 射影前の \tilde{x} と同じか, それよりも原画ブロック x に近い出力ブロック \hat{x} を得られることを表す. したがって, 提案手法により, (step1) で採用した手法以上の画質が保証される.

ところで, 画像復元で利用される一般逆フィルタ [21] では, 式 (2) を満足する多くの解の候補の中で, ノルムが最小の W^+y を出力する. これは x の $N(W)$ 成分をノルムが最小の 0 としたことになるため, x の $N(W)$ 成分の推定が十分でない. そのため, x に対する距離が必ずしも小さくならない. 例えば, $c_l = r_l = 1$, すなわち, 多画素化の倍率が整数倍の場合, W は $1/(c_h r_h)$ のみを要素にもつ $c_h r_h$ 次元行ベクトルとなる. この場合の W^+ は 1 のみを要素にもつため, 一般逆フィルタは最近傍内挿法 [2] と一致する. 最近傍内挿法では, 出力画像にジャギーが目立つ. このジャギーは, x の $N(W)$ 成分の推定が十分でないために発生すると解釈できる. それに対して提案手法では, (step1) で採用した手法を利用して x の $N(W)$ 成分を推定するため, 高い画質を期待できる.

3.2 多画素化フィルタ

3.1 で提案した手法の (step1) において, フィルタ係数との畳込みのみで計算できる単純な内挿法を採用すると, 仮多画素化画像を生成することなく, 出力ブロック \hat{x} を, 入力ブロック y を包含するブロック z から直接作成するフィルタを設計できる. そのフィルタ

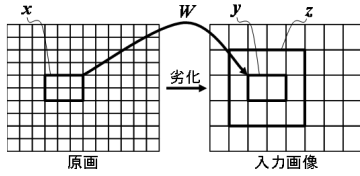


図 5 原画ブロック x と入力ブロック y と包含ブロック z の位置関係

Fig. 5 Position of block x , y , and z .

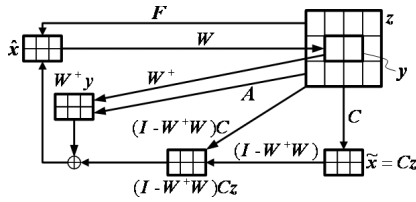


図 6 \hat{x} の計算過程

Fig. 6 Calculation process of \hat{x} .

を提案する .

仮多画素化ブロック \hat{x} は, $\hat{x} = Cz$ で表せる . ここで, z は, 採用した内挿法で仮多画素化ブロック \hat{x} を計算するのに必要な, 入力ブロック y を包含するブロックの濃淡値を並べた $(c_l + i)(r_l + i)$ 次元の縦ベクトルである . i は, 採用した内挿法で仮多画素化画像中の 1 画素を作成するのに利用する入力画像中の画素の縦または横方向の数を表すタップ数である . 例えば, 共一次内挿法なら $i = 2$ であり, 三次重畳み内挿法なら $i = 4$ である . C は, 採用した内挿法で z から \hat{x} を算出する係数を要素にもつ $c_h r_h$ 行 $(c_l + i)(r_l + i)$ 列の行列である . 図 5 は, $c_h = 3, r_h = 2, c_l = 2, r_l = 1, i = 2$ の場合の包含ブロック z , 原画ブロック x , 入力ブロック y の位置関係を表す .

$\hat{x} = Cz$ を式 (11) に代入し, 次式で表される出力ブロック \hat{x} を出力するフィルタを設計する .

$$\hat{x} = W^+y + (I - W^+W)Cz \quad (13)$$

この式では, \hat{x} を計算するために, y からの W^+y と, z からの $(I - W^+W)Cz$ をそれぞれ計算しなければならず (図 6), 冗長である . そこで $Az = W^+y$ を満足する A を利用した次の式 (14) の F を定義し, その次の式 (15) によって z のみから x を計算する .

$$F = A + (I - W^+W)C \quad (14)$$

$$\hat{x} = Fz \quad (15)$$

これにより, 冗長性を排除し, 計算コストを削減する .

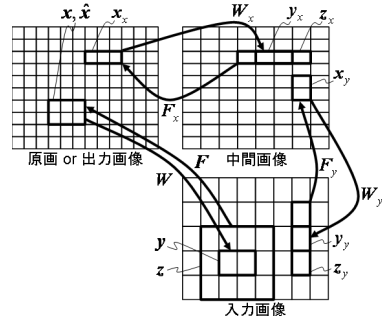


図 7 劣化過程と多画素化処理の分解

Fig. 7 Decompositions of degradation and interpolation processes.

式 (15) が提案するフィルタであり, 式 (14) の F がその係数行列である .

このフィルタのタップ数が計算量に直接関係する . F の要素に 0 が含まれなければ, 出力画像中の 1 画素を生成するのに $(c_l + i)(r_l + i)$ 回の積和演算が必要であり, 全画素では $(c_l + i)(r_l + i)w_h h_h$ 回である .

ところで, 劣化過程は図 7 に示すとおり, 中間画像を介し, 横方向の劣化と縦方向の劣化に分解できる . ここで, W_x は, $c_h \times 1$ 画素の x_x を $c_l \times 1$ 画素の y_x に劣化させる行列を表し, W_y は, $1 \times r_h$ 画素の x_y を $1 \times r_l$ 画素の y_y に劣化させる行列を表す .

劣化過程の分解に合わせて, 多画素化を, 縦方向の処理と横方向の処理に分解できる (図 7). ここで, F_y は, $1 \times (r_l + i)$ 画素の包含ブロック z_y から $1 \times r_h$ 画素の多画素化ブロック \hat{x}_y を生成する縦方向の提案フィルタの係数行列を表し, $W = W_y$ を式 (14) に代入することで得られる . F_x は, $(c_l + i) \times 1$ 画素の包含ブロック z_x から $(c_h \times 1)$ 画素の多画素化ブロック \hat{x}_x を生成する横方向の提案フィルタの係数行列を表し, $W = W_x$ を式 (14) に代入することで得られる . 図 7 の例では, $i = 2$ である . これにより, 計算コストを式 (15) から更に削減できる .

なお, 劣化過程を逆の順にも分解できるため, 多画素化の処理も逆の順にできる . 縦, 横の順で処理した多画素化画像, その逆の順に処理した多画素化画像, 及び, F による多画素化画像は, いずれも式 (2) の再構成制約を満足する . ただし, 各多画素化画像は一致しない .

F_y, F_x の要素に 0 が含まれなければ, それぞれの方向に多画素化した画像中の 1 画素を作成するのに, $(r_l + i)$ 回と $(c_l + i)$ 回の積和演算が必要で

ある^(注4)。もし、0 が含まれれば、その分の積和演算を省略できる^(注5)。 F_x, F_y の要素に 0 が含まれない場合、縦、横の順に多画素化すると、画像全体で $(r_l + i)w_l h_h + (c_l + i)w_h h_h$ 回の積和演算が必要である。逆の順では、 $(c_l + i)w_h h_h + (r_l + i)w_l h_h$ 回となる。縦、横のいずれを先にするかは、積和演算回数あるいは中間画像を保持するメモリが少ない方を選択するとよい。なお、縦、横の順に多画素化する場合の積和演算回数は、共一次内挿法では $2(w_l h_h + w_h h_h)$ 回、三次畳込み内挿法では $4(w_l h_h + w_h h_h)$ 回である。

4. 実験

共一次内挿法と三次畳込み内挿法を採用した 2 種類の提案フィルタ、文献 [6] の手法、最近傍内挿法、共一次内挿法、及び、三次畳込み内挿法の画質を比較した。

多画素化の倍率は、文献 [6] の手法が 2 のべき乗の倍率にのみ対応していることから、 $c_h = r_h = 4, c_l = r_l = 1$ とし、4 倍とした。画質を PSNR で評価するため、原画を準備し、その画素数を減らすことで入力画像を作成した。PSNR は、前節で画質の基準としたユークリッド距離が最小の場合に最大となる。提案フィルタでは劣化過程が式 (2) で表されると仮定するため、その仮定が実際と一致しない場合、画質が射影前よりも向上する保証がない。そこで、一致する場合としない場合とでそれぞれ比較した。

4.1 劣化過程が仮定と一致する場合

エッジ、テクスチャ、植物、人工物、人物の顔などを含む図 8 に示す 6 種類の 400×400 画素の原画から、劣化行列 $W = (1/16 \ 1/16 \ \dots \ 1/16)$ ^(注6)により、 4×4 画素のブロックの平均値を濃淡値としてもつ入

力画像を作成した。文献 [6] の手法以外では、縦、横の順に多画素化した。提案手法のフィルタの係数行列は (注 5) と (注 4) に記したものを利用した。

図 8 の画像名の横に、劣化で消失した各原画ブロック x の $N(W)$ 成分 (式 (6) の右辺の第 2 項) のノルムの平均値を示す。また、各手法による出力画像の PSNR を表 1 に示し、6 種類の画像の PSNR の平均を図 9(a) に示す。ここで、NEDI が文献 [6] の手法を表し、NN が最近傍内挿法、BL が共一次内挿法、proposed(BL) が共一次内挿法を利用した提案フィル

表 1 劣化過程が仮定と一致する場合の PSNR [dB]
Table 1 PSNR [dB] in case of 4. 1.

	NEDI	NN	BL	proposed (BL)	CC	proposed (CC)
#	-	1	2	2.5	4	5
dog	21.79	23.34	23.94	24.89	24.79	25.04
sweater	26.79	29.04	30.12	31.68	32.02	32.47
trash boxes	24.17	25.51	26.27	27.08	27.02	27.24
flowers	18.44	20.22	21.09	22.28	22.19	22.52
stop sign	19.03	20.28	20.74	21.55	21.51	21.73
face	27.01	28.87	30.69	31.97	31.85	32.20
average	22.87	24.54	25.47	26.58	26.56	26.87

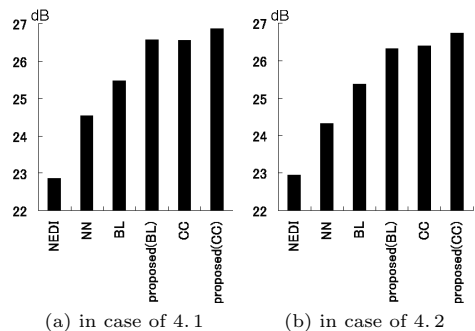


図 9 PSNR [dB] の平均
Fig. 9 Average of PSNR [dB].

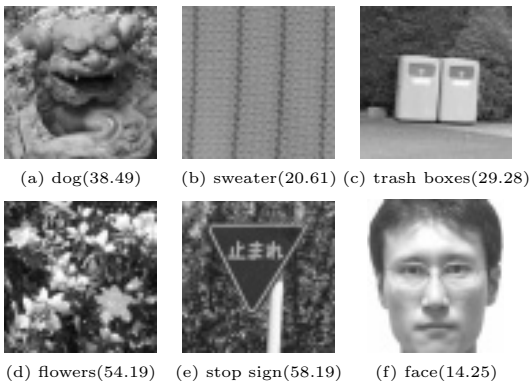


図 8 原画
Fig. 8 Original images.

(注 4): 例えば、 $c_h = r_h = 4, c_l = r_l = 1$ の場合に三次畳込み内挿法を採用した提案フィルタの係数行列 F_x, F_y はとも以下であり、要素に 0 を含まない。

$$\begin{pmatrix} -0.0625 & 0.3730 & 0.9004 & -0.2363 & 0.0254 \\ 0.0117 & 0.0488 & 1.0996 & -0.1855 & 0.0254 \\ 0.0254 & -0.1855 & 1.0996 & 0.0488 & 0.0117 \\ 0.0254 & -0.2363 & 0.9004 & 0.3730 & -0.0625 \end{pmatrix}$$

(注 5): 例えば、 $c_h = r_h = 4, c_l = r_l = 1$ の場合に共一次内挿法 ($i = 2$) を採用した提案フィルタの係数行列 F_x, F_y はとも以下であり、要素に 0 を含む。このフィルタは、出力ブロック \hat{x} 中の画素の位置によってタップ数が異なり、2 または 3 となる。平均では 2.5 となる。

$$\frac{1}{8} \begin{pmatrix} 2 & 7 & -1 \\ 0 & 9 & -1 \\ -1 & 9 & 0 \\ -1 & 7 & 2 \end{pmatrix}$$

(注 6): 本実験の条件下では、 W は 16 次元の行ベクトルである。

タ, CC が三次畳込み内挿法, proposed(CC) が三次畳込み内挿法を利用した提案フィルタを表す. NEDI 以外は, タップ数が少ない順であり, #がそのタップ数を表す. 画像間で $N(W)$ 成分のノルムと PSNR を比較すると, 手法によらず, face, sweater で $N(W)$ 成分のノルムが小さく, PSNR が高かった. また, flowers, stop sign で $N(W)$ 成分のノルムが大きく, PSNR が低かった. この傾向から, 入力ブロック y のみからでは推定できない x の $N(W)$ 成分のノルムが大きいほど, x の推定が困難なことが分かる. 手法間で PSNR の画像に関する平均値を比較すると, proposed(CC), proposed(BL), CC, BL, NN, NEDI の順に高かった. NEDI の PSNR が最低だったのは, 多画素化画像の位相が原画からずれるアルゴリズムだからである. 3.1 で述べたとおり, 本実験の $c_l = r_l = 1$ という条件下での NN は再構成制約を満足する一方で, x の $N(W)$ 成分の推定が十分でないため, NEDI の次に PSNR が低かった. 射影前の BL と射影後の proposed(BL) を比較すると, 射影前より射影後の方が全画像で PSNR が高く, 平均で 1.1 高かった. 射影前の CC と射影後の proposed(CC) でも同様に, 射影前より射影後の方が全画像で PSNR が高く, 平均で 0.3 高かった. これにより, 提案フィルタによって射影前の画像を原画に近づけられることを確認した. CC と proposed(BL) では, proposed(BL) のタップ数が CC の 5/8 倍と少ないにもかかわらず, PSNR がほぼ同等だった.

4.2 劣化過程が仮定と一致しない場合

4.1 と同じ原画から, Adobe Photoshop 7.0 を利用して画素数を 1/16 (縦横それぞれ 1/4) にすることによって入力画像を作成した. 具体的には, ぼかしフィルタを施してから, バイキュービック法を適用した. この場合, 提案フィルタで利用する仮定が成立しない.

各手法による出力画像の PSNR を表 2 に示し, 6 種類の画像の PSNR の平均を図 9 (b) に示す. 劣化過程が仮定と一致する場合とは異なり, CC の PSNR の平均が proposed(BL) を上回った. ただし, 画像によっては proposed(BL) の方が高く, 有意な差とはいえない範囲だった. 劣化過程が仮定と一致する場合と同様に, 射影前の BL より射影後の proposed(BL) の方が全画像で PSNR が高く, 射影前の CC より射影後の proposed(CC) の方が全画像で PSNR が高かった. これにより, 劣化過程が仮定と一致しない場合でも提案

表 2 劣化過程が仮定と一致しない場合の PSNR [dB]
Table 2 PSNR [dB] in case of 4.2.

	NEDI	NN	BL	proposed (BL)	CC	proposed (CC)
#	-	1	2	2.5	4	5
dog	21.88	23.12	23.85	24.66	24.65	24.95
sweater	26.94	28.83	30.09	31.38	31.79	32.22
trash boxes	24.20	25.29	26.16	26.87	26.93	27.20
flowers	18.53	19.98	20.96	21.97	21.95	22.33
stop sign	19.09	20.07	20.65	21.35	21.40	21.67
face	27.08	28.68	30.59	31.69	31.64	32.04
average	22.95	24.33	25.38	26.32	26.39	26.73

手法が有効であることが示された.

エッジとテクスチャを両方含む trash boxes の原画の一部を図 10 (a) に示し, proposed(CC) で推定した各 \hat{x} の $N(W)$ 成分 (式 (13) の右辺の第 2 項) を連結した画像の同じ部分を (b) に示す. ここで, $N(W)$ 成分は負の値もとるため, 値 0 を灰色で示した. また, NEDI, NN, BL, CC, proposed(BL), proposed(CC) によって多画素化した画像の同じ部分を (c) ~ (f) にそれぞれ示す. 背景の植物に着目すると, NEDI, NN, 及び, BL では復元されなかったテクスチャが proposed(BL) や proposed(CC) では鮮鋭だった. ごみの投入口の輪郭では, NN, proposed(BL), 及び, proposed(CC) でジャギーが発生した. ただし, \hat{x} の $R(W^T)$ 成分 (式 (13) の右辺の第 1 項) である NN よりもジャギーが軽減された. proposed(CC) は NN と (b) に示した \hat{x} の $N(W)$ 成分の和であるから, 提案フィルタで推定した $N(W)$ 成分によって $R(W^T)$ 成分のジャギーを抑制した様子が見られる. 提案フィルタは, エッジ部でジャギーが目立つ傾向があったものの, テクスチャ部が鮮鋭であった. これにより, 提案手法によって主観的にも高い画質を得られることを確認した.

5. む す び

ブロック単位の再構成制約を満足させる射影を利用した画像の多画素化手法を提案した. 提案手法により, 任意の多画素画像の画質を高速に向上させられる. また, 単純な内挿法と同等以上の画質を得られるフィルタを提案した. これにより, 提案手法を更に高速に計算できる. 実験では, 射影によって射影前の画像と同等以上の PSNR が得られることと, 共一次内挿法に基づく 2 または 3 タップの提案フィルタにより, それより計算量が多い 4 タップの三次畳込み内挿法と同等の PSNR が得られることを確認した. 出力画像は, 特

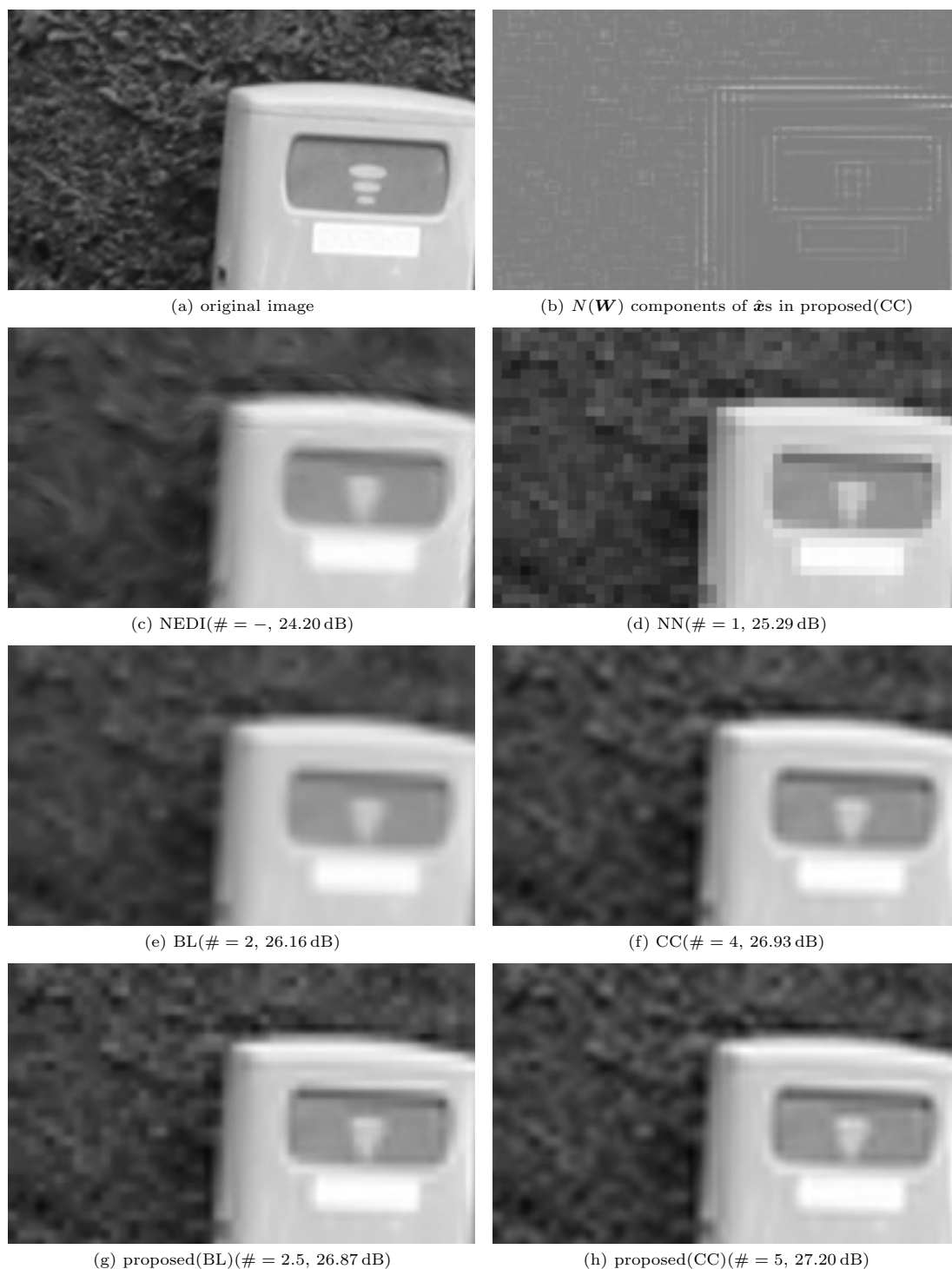


図 10 劣化過程が過程と一致しない場合の trash boxes の多画素化結果
 Fig.10 Original image and output images in case of 4.2.

にテクスチャ部が鮮鋭であった。今後は、強調されたエッジ部のジャギーを抑制する方法を検討する。

文 献

- [1] T.M. Lehmann, C. Gönnér, and K. Spitzer, "Survey: Interpolation methods in medical image processing," *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol.18, no.11, pp.1049–1075, Nov. 1999.
- [2] 高木幹雄, 下田陽久監修, 新編画像解析ハンドブック, 東京大学出版会, 東京, 2004.
- [3] R.G. Keys, "Cubic convolution interpolation for digital image processing," *IEEE Trans. Acoust. Speech Signal Process.*, vol.ASSP-29, no.6, pp.1153–1160, Dec. 1981.
- [4] C.E. Shannon, "Communication in the presence of noise," *Proc. IRE*, vol.37, no.1, pp.10–21, Jan. 1949.
- [5] 志村 厚, 田口 亮, "座標点の Warping と信号振幅値の Biasing を伴う補間によるデジタル画像の解像度向上," *信学論 (A)*, vol.J87-A, no.2, pp.274–284, Feb. 2004.
- [6] X. Li and M.T. Orchard, "New edge-directed interpolation," *IEEE Trans. Image Process.*, vol.10, no.10, pp.1521–1527, Oct. 2001.
- [7] S. Baker and T. Kanade, "Limits on super-resolution and how to break them," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol.24, no.9, pp.1167–1183, Sept. 2002.
- [8] W.T. Freeman, E.C. Pasztor, and O.T. Carmichael, "Learning low-level vision," *Int. J. Comput. Vis.*, vol.40, no.1, pp.25–47, Oct. 2000.
- [9] J. Sun, N.-N. Zheng, H. Tao, and H.-Y. Shum, "Image hallucination with primal sketch priors," *Proc. 2003 IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, vol.2, pp.729–736, Madison, USA, June 2003.
- [10] H. Chang, D. Yeung, and Y. Xiong, "Super-resolution through neighbor embedding," *Proc. IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, vol.1, pp.275–282, Washington, D.C., USA, July 2004.
- [11] Z. Lin, J. He, X. Tang, and C.-K. Tang, "Limits of learning-based superresolution algorithms," *Proc. IEEE 11th International Conf. on Computer Vision (ICCV)*, Rio de Janeiro, Brazil, Oct. 2007.
- [12] S.C. Park, M.K. Park, and M.G. Kang, "Super-resolution image reconstruction: A technical overview," *IEEE Signal Process. Mag.*, vol.20, no.3, pp.21–36, May 2003.
- [13] M. Irani and S. Peleg, "Motion analysis for image enhancement: Resolution, occlusion and transparency," *J. Vis. Commun. Image Represent.*, vol.4, no.4, pp.324–335, Dec. 1993.
- [14] Z. Lin and H.-Y. Shum, "Fundamental limits of reconstruction-based superresolution algorithms under local translation," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol.26, no.1, pp.83–97, Jan. 2004.
- [15] A. Tanaka, H. Imai, and M. Miyakoshi, "Digital image enlargement based on kernel component estimation," *Int. J. Computing Anticipatory Systems*, vol.15, pp.97–108, 2004.
- [16] 西野洋一, 西浦秀成, 中静 真, 飯國洋二, "シフト不変スパースコーディングにより学習された基底を用いた画像超解像," *信学技報*, SIP2008-27, May 2008.
- [17] J. Yang, J. Wright, T. Huang, and Y. Ma, "Image super-resolution as sparse representation of raw image patches," *Proc. IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Alaska, USA, June 2008.
- [18] D.C. Youla and H. Webb, "Image restoration by the method of convex projections: Part 1-theory," *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol.MI-1, no.2, pp.81–94, 1982.
- [19] 田口安則, 井田 孝, "再構成制約を満足する高解像度化フィルタ," *信学技報*, PRMU2007-293, March 2008.
- [20] 小川英光, "信号と画像の復元 [I]—復元画像の普遍性," *信学誌*, vol.71, no.5, pp.491–497, May 1988.
- [21] 小川英光, "信号と画像の復元 [II]—古典的最適復元フィルタ," *信学誌*, vol.71, no.6, pp.593–601, June 1988.
- [22] G.H. Golub and C.F.V. Loan, *Matrix Computations*, Johns Hopkins University Press, 1996.

(平成 22 年 1 月 8 日受付, 5 月 31 日再受付)



田口 安則 (正員)

平 12 東工大・工・情報工学卒。平 14 同大学院情報理工学研究所修士課程了。同年(株)東芝入社。現在、画像処理に関する研究に従事。平 17 年度本会学術奨励賞受賞。



井田 孝 (正員)

昭 62 早大・理工・電気卒。平元同大学院理工学研究所修士課程了。同年(株)東芝入社。平 17 より早大理工学部非常勤講師。平 19 より東工大大学院総合理工学研究所連携准教授。博士(工学)早稲田大学。動画像の符号化やフラクタルを利用した画像処理に関する研究に従事。平 12 電気通信普及財団賞(テレコムシステム技術賞), 平 21 電気科学技術奨励会電気科学技術奨励賞各受賞。IEEE 会員。