

再構成制約を満足する高解像度化フィルタ

田口安則 井田孝
(株) 東芝 研究開発センター

あらまし 画像を鮮鋭に高解像度化するフィルタを提案する。従来の内挿法からの事前知識を利用し、出力画像を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させることにより、本フィルタを設計する。その劣化過程が仮定と一致する場合、真の高解像度画像が未知であっても、採用した内挿法の出力画像よりも、真の高解像度画像に対する誤差が大きい画像を本フィルタにより作成できることが保証される。その場合の実験により、PSNR と主観画質の向上を確認した。一方、劣化過程が仮定と異なる場合、PSNR は必ずしも向上しなかったが、主観画質が向上する可能性を示した。

An interpolation filter satisfying a reconstruction constraint

Yasunori Taguchi Takashi Ida
Corporate Research and Development Center, Toshiba Corporation

Abstract An interpolation filter to obtain a higher-resolution image is proposed. An input image can be considered to be a deteriorated image from a higher-resolution image. This filter is designed to satisfy the reconstruction constraint that a high-resolution output image should coincide with a low-resolution input image by an assumed deterioration. If the assumption is true, a higher PSNR than a conventional interpolation filter is guaranteed and an improvement of subjective image quality was demonstrated by a subjective evaluation experiment. On the other hand, in one of the cases in which the assumption is not true, the subjective image quality improved even though PSNR did not improve.

1 はじめに

画像の高解像度化には、その高速性から、最近傍内挿法や共一次内挿法、3 次畳み込み内挿法などの内挿法 [1] が広く利用されている。しかし、画素の増加で表現が可能になる高周波成分を再現できないため、ぼけが生じる。

内挿法よりも鮮鋭な高解像度化を実現する技術は、超解像と呼ばれる。超解像のうち、再構成型の手法 [2] では、入力画像をそれより高解像度な画像が劣化したものであるとみなし、その逆の変換を行うことにより、高解像度画像を再構成する。ただし、求める高解像度画像を劣化させると入力画像に一致するという再構成制約だけでは、解の候補が数多く存在する。それに対し、撮影時刻に近い複数の入力フレームから画素の動きを検出し、それらに対する再構成制約を追加することにより、解の候補を限定する。しかし、動き検出と、再構成のために利用する IBP [3] や POCS [4] などの反復処理の計算コストが高い。

また、再構成制約を追加する代わりに、隣接画素との差分に関する事前知識を利用する田中らの手法 [5] が提案されている。しかし、線形計画法の反復処理が必要のため、計算コストが高い。

そこで、従来の内挿法から事前知識を抽出することにより、その採用した内挿法よりも鮮鋭な画像を得られ、再構成型超解像や田中らの手法よりも高速に演算できるフィルタを提案する。本フィルタにより、再構成制約を満足する高解像度画像の中から、採用した内挿法の結果に最も近いものが出力される。劣化過程が仮定と一致する場合、真の高解像度画像

が未知であっても、採用した内挿法の出力画像よりも、真の高解像度画像に対する誤差が大きい画像が出力されることが保証される。

以降、2 では、再構成制約について説明する。3 では、再構成制約を満足する高解像度化フィルタを提案する。4 では、本フィルタによる画質を PSNR と主観評価実験で評価した結果を述べ、計算時間を示す。5 では、今後の課題について述べる。

2 再構成制約

再構成型超解像で利用されている再構成制約について述べる。

再構成型超解像では、入力画像をそれより高解像度な画像が劣化したものであるとみなし、その逆の変換を行うことにより高解像度化する。ある高解像度画像 X が劣化することにより、低解像度な入力画像 Y になる過程を、次の式で表す。

$$Y = AX \quad (1)$$

ここで、 Y は、幅が w_l で高さが h_l の入力画像の輝度値を並べた $w_l h_l$ 次元の縦ベクトルである。 X は、幅が w_h で高さが h_h の高解像度画像の輝度値を並べた $w_h h_h$ 次元の縦ベクトルである。 A は、高解像度画像を低解像度画像に劣化させる $w_l h_l$ 行 $w_h h_h$ 列の行列であり、標本化の点拡がり関数により定まる。画素を 図 1 に示す正方形で表し、大きな画素の集合である低解像度画像の画素の輝度値が、小さな画素の集合である高解像度画像の対応する位置の画素の面積比に応じた荷重平均により決まる劣化を A が表す場合、劣化行列 A が平均モデルに従うと言うことにする。

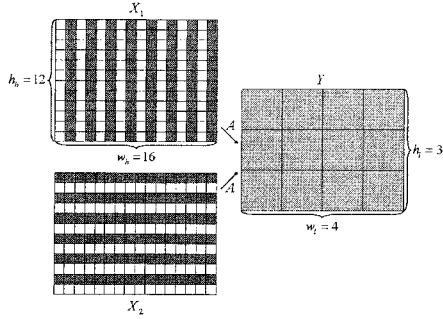


図 1: 高解像度画像から低解像度画像への劣化の例

図 1 において、濃淡が画素の輝度値を表す。この例では、 $w_h = 16, h_h = 12, w_l = 4, h_l = 3$ であり、高解像度画像における 4×4 の画素の輝度値の平均が低解像度画像における画素の輝度値となることにより、高解像度画像 X_1, X_2 が共に同一の低解像度画像 Y に劣化している。この劣化を表す劣化行列 A は、平均モデルに従っており、 $1/16$ と 0 のみを要素に持つ。

再構成型超解像は、式 (1) を満足する高解像度画像 X を入力画像 Y から再構成する問題となる。式 (1) は、高解像度画像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。しかし、図 1 の例からわかる通り、再構成制約を満足する高解像度画像 X は、一意に定まらない。高解像度画像 X_1, X_2 が同一の低解像度画像 Y になるのは、劣化で消失する成分がそれぞれあるためである。したがって、たとえ低解像度画像 Y が、高解像度画像 X_1 の劣化したものであっても、何らかの事前知識なしでは、 Y が、 X_1, X_2 を含む多くの高解像度画像の中のいずれが劣化したものであるかを決定することはできない。

3 再構成制約を満足する高解像度化フィルタ

再構成制約を満足する高解像度化フィルタを提案する。未知の高解像度画像を推定するため、従来の内挿法から事前知識を抽出し、ブロック単位の再構成制約を満足するフィルタを設計する。

前節で説明した再構成制約は、画像全体に対する制約であった。したがって、その制約をそのまま満足させると、画像全体に対するフィルタになり、高速に演算できない。そこで、画像全体ではなく、ブロック単位の再構成制約を満足するフィルタを設計する。

ブロック単位の再構成制約は、次式で表される。

$$y = Wx \quad (2)$$

ここで、 y は、入力画像 Y 中の幅が c_l で高さが r_l のブロックの輝度値を並べた $c_l r_l$ 次元の縦ベクトルである。 x は、高解像度画像 X 中の幅が c_h で高さが

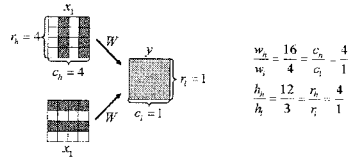


図 2: 高解像度ブロックから低解像度ブロックへの劣化の例

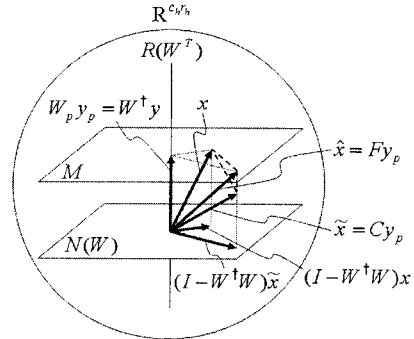


図 3: 提案フィルタの幾何学的意味

r_h の輝度値を並べた $c_h r_h$ 次元の縦ベクトルである。 W は、標準化の点当たり関数により定まる $c_l r_l$ 行 $c_h r_h$ 列の劣化行列である。以下では、 W が平均モデルに従うと仮定する。この場合、 c_h, c_l と r_h, r_l はそれぞれ、 w_h, w_l と r_h, r_l を互いに素にすることにより求められる。以降は、高解像度画像中のブロックを高解像度ブロック、低解像度画像中のブロックを低解像度ブロックと呼ぶ。

式 (2) の劣化の例を、図 2 に示す。この例では、 $c_h = 4, r_h = 4, c_l = 1, r_l = 1, W = (1/16, 1/16, \dots, 1/16)$ であり、高解像度ブロック x_1, x_2 が共に同一の低解像度ブロック y に劣化している。高解像度画像を高速に推定するためには、ブロック単位の再構成制約を満足するという条件の下で、高解像度ブロック x を推定すれば良い。

求める高解像度ブロック x は、 $c_h r_h$ 次元ユークリッド空間 $R^{c_h r_h}$ 中の一点であり、未知である (図 3)。 $R^{c_h r_h}$ は、次の式で定義される W^T の値域 $R(W^T)$ と W の零空間 $N(W)$ の直交直和である [6]。

$$R(W^T) = \{x | x = W^T y\} \quad (3)$$

$$N(W) = \{x | Wx = 0\} \quad (4)$$

ここで、 T は、行列やベクトルの転置を表す。この直交直和の関係と式 (2) より、次式の通り、 x を $R(W^T)$ 成分と $N(W)$ 成分に、一意に分解できる。

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

ここで、 $\dagger$ は、行列の Moore-Penrose 一般逆行列を表す。 $W^\dagger W$ は $R(W^T)$ への正射影行列であり、 $I - W^\dagger W$ は $N(W)$ への正射影行列である。

高解像度ブロック x の $R(W^T)$ 成分を W により劣化させると, $WW^TW = W$ より, $WW^Ty = WW^T Wx = Wx = y$ となり, 入力の高解像度ブロックになる。よって, x の $R(W^T)$ 成分は, 劣化により失われない成分を表す。一方, x の $N(W)$ 成分を W により劣化させると, 零ベクトルとなる。よって, x の $N(W)$ 成分は, 劣化により消失する成分を表す。以降, 高解像度ブロックの $R(W^T)$, $N(W)$ 成分をそれぞれ, 残存成分, 消失成分と呼ぶ。

図2の例では, $W^T = (1, 1, \dots, 1)^T$ である。よって, x の残存成分 W^Ty は, y の輝度値をコピーした平坦な成分になる。これは, 最近傍内挿法による高解像度化結果と一致する。消失成分 $(I - W^TW)x$ は, それ以外の成分となる。

式(5)の直交直和分解より, x が未知であっても, x が属する空間 M がわかる。その M は, $N(W)$ と並行で W^Ty を通る線形多様体である(図3)。 x の残存成分 W^Ty が y から計算できるため, M 中の高解像度ブロック x を推定する問題は, x の消失成分 $(I - W^TW)x$ を推定する問題に帰着する。

本フィルタでは, x の消失成分 $(I - W^TW)x$ を, 内挿法の結果から推定する。低解像度ブロックを内挿法により高解像度化した $\tilde{x}$ には, 残存成分 W^Ty に含まれない消失成分が含まれる。

$$\tilde{x} = Cy_p \quad (6)$$

ここで, y_p は, 高解像度ブロック $\tilde{x}$ を内挿法により求めるために必要な低解像度ブロックを表す $(c_l + i)(r_l + i)$ 次元の縦ベクトルである。 C は, その内挿法の $c_h r_h$ 行 $(c_l + i)(r_l + i)$ 列の係数行列である。 i は, 周囲どれだけの画素を利用して内挿するかを表すタップ数であり, 内挿法により異なる。例えば, 共一次内挿法であれば $i = 2$ であり, 3次畳み込み内挿法であれば $i = 4$ である。 y_p は, y とはブロックサイズ, すなわち, ベクトルの次元が異なる。

この $\tilde{x}$ に含まれる消失成分 $(I - W^TW)\tilde{x}$ は, $(I - W^TW)x$ との距離が小さいと期待できるため, $\tilde{x}$ の消失成分を事前知識として利用する。式(5)の x に式(6)の $\tilde{x}$ を代入し, 次式で表される高解像度ブロック $\hat{x}$ を出力するフィルタを設計する。

$$\hat{x} = W^Ty + (I - W^TW)Cy_p \quad (7)$$

低解像度ブロック y_p は, 推定する高解像度ブロック x よりも, 縦及び横方向にそれぞれ i だけ広い範囲を表す。図4は, その位置関係の例である。この例では, $i = 4$ とした。

式(7)では, $\hat{x}$ を計算するために, y からの W^Ty と, y_p からの $(I - W^TW)Cy_p$ をそれぞれ計算しなければならない(図5)。そこで,

$$W_p y_p = W^Ty \quad (8)$$

を満足する W_p を導入し,

$$F = W_p + (I - W^TW)C \quad (9)$$

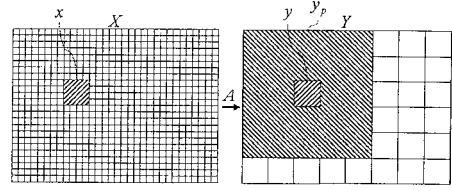


図4: 高解像度ブロック x と低解像度ブロック y_p の位置関係の例

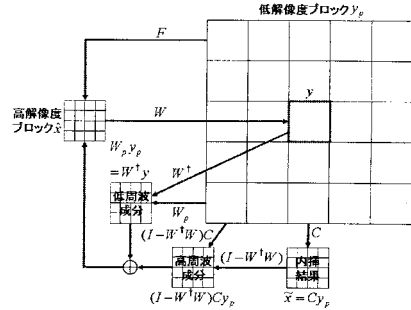


図5: $\hat{x}$ の計算過程

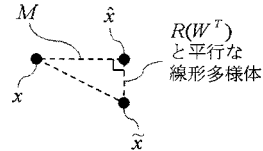


図6: $\hat{x}$ と $\tilde{x}$ の x に対する距離の関係

とくと,

$$\hat{x} = Fy_p \quad (10)$$

が得られる。これにより, y_p のみから $\hat{x}$ の計算が可能になる。式(10)が提案するフィルタであり, 式(9)の F がその係数行列である。

本フィルタが出力する高解像度ブロック $\hat{x}$ の残存成分は, W^Ty であり, 求める高解像度ブロック x の残存成分と一致する。 $\hat{x}$ の消失成分 $(I - W^TW)Cy_p$ は, 内挿法による高解像度ブロック $\tilde{x}$ を $N(W)$ に正射影したものである。よって, $\hat{x}$ は, $\tilde{x}$ を M に正射影したものである。したがって, $\hat{x}$ は, 再構成制約を満足する高解像度画像の中で, 従来の内挿法の結果 $\tilde{x}$ に最も近い。図6は, 図3において破線で示した直角三角形を表し, $\hat{x}$ と $\tilde{x}$ の x に対する距離の関係を表す。この図から, x が未知であっても, $\hat{x}$ は, $\tilde{x}$ よりも x から遠ざからないことが保証されることがわかる。したがって, 次の定理が成り立つ。

定理 劣化過程が仮定と一致し, 式(2)で表わされる場合, 真の高解像度画像が未知であっても, その高解像度画像が手元にあった場合に計算されるはずの提案フィルタの出力画像に対する PSNR は, 式

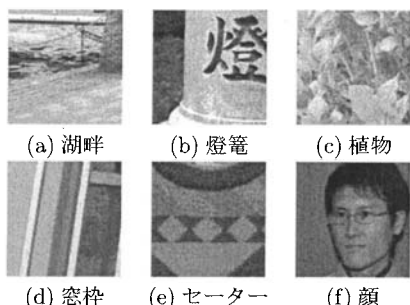


図 7: 劣化過程が仮定と一致する場合の入力画像

(6) で採用した内挿法の出力画像に対する PSNR を下回らない。

4 実験

提案フィルタの性能を評価するため、画質と計算時間を、3 次畳み込み内挿法と比較した。画質は、原画に対する忠実さを表す PSNR と主観評価により比較した。式 (6) の内挿法としては、3 次畳み込み内挿法を採用した。

提案フィルタでは、式 (2) の仮定に基づく再構成制約を満足させるため、その仮定が実際の劣化過程と一致するかどうかにより、画質が変化すると予想される。そこで、それぞれの場合で比較した。

4.1 劣化過程が仮定と一致する場合

PSNR の計算に原画が必要なため、入力画像を原画から作成した。原画は、エッジ、テクスチャ、植物、建物、人物の顔などを含む 6 種類の画像とした。これら原画の 4×4 画素のブロックの平均値を輝度値として持つ画像を作成し、入力画像とした。作成した入力画像を図 7 (a)~(f) に示す。

入力画像の解像度を縦方向に 4 倍に向上させるフィルタと横方向に 4 倍に向上させるフィルタをそれぞれ設計し、それらを順に適用することにより高解像度化した。

主観評価実験は、12 名の被験者に対して行った。3 次畳み込み内挿法と提案フィルタによる高解像度化画像を左右に並べて液晶ディスプレイに提示し、「いずれがきれいですか?」という質問に回答してもらった。左右を入れ替えたものを含め、6 種類の画像に対し、12 通りの組を提示した。

3 次畳み込み内挿法と提案フィルタにより高解像度化した燈籠の画像を図 12 (c-1),(d-1) にそれぞれ示し、括弧内に PSNR を示す。(a) は原画であり、(b-1) は入力画像である。紙面の都合から、入力画像以外は中央部分を切り出した。燈籠と背景の境界、文字部と非文字部の境界、及び、石の模様が、提案フィルタの方が鮮鋭であった。

図示を省略した湖畔では、水面の模様、右畳の線、及び、鎖が、提案フィルタの方が鮮鋭であった。植物では、茎の輪郭や葉の模様が、窓枠では、壁の凹

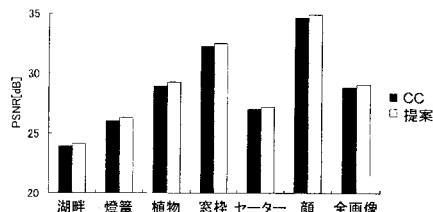


図 8: 劣化過程が仮定と一致する場合の PSNR

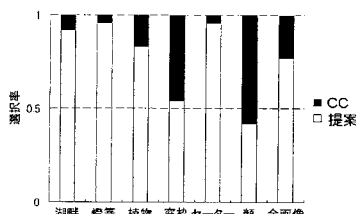


図 9: 劣化過程が仮定と一致場合の選択率

凸が、セーターでは、網目が、顔では、瞳の光や眼鏡のフレームが、提案フィルタの方がそれぞれ鮮鋭であった。窓枠の柵と、顔の眼鏡のフレームと頬の輪郭において、提案フィルタの方が鮮鋭な分、ジャギーが目立った。提案フィルタは、テクスチャ部で優位で、エッジ部でジャギーが目立つ傾向があった。

各手法の PSNR を図 8 に、主観評価実験による選択率を図 9 にそれぞれ示す。いずれも、値が大きいほど画質が高いことを表す。ここで、黒が 3 次畳み込み内挿法 (CC) を表し、白が提案フィルタ (提案) を表す。PSNR は、提案フィルタの方が 6 種類の全てで高く、平均で 0.23dB 高かった。主観評価実験による全面像を通しての選択率は、提案フィルタの方が高かった。劣化過程が仮定と一致すれば、提案フィルタにより、PSNR と主観的な画質の両方を向上させられることを確認した。ただし、顔では、3 次畳み込み内挿法の方が、選択率が高かった。窓枠では、提案フィルタの方が選択率が高かったものの、優位な差はなかった。窓枠と顔では、提案フィルタの方が鮮鋭さで上回るものの、エッジ部でジャギーが目立ったためだと考えられる。

4.2 劣化過程が仮定と異なる場合

一般には、劣化過程がわからない場合が多い。そこで、劣化過程が仮定と異なる場合の実験を行った。

前小節と同じ原画から、Adobe Photoshop 7.0 を利用して解像度を $1/16$ (縦横それぞれ $1/4$) にすることにより、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。作成した入力画像の図示は省略する。提案フィルタは、前小節と同じものを利用した。この場合、提案フィルタの仮定する劣化過程は、原画から入力画像が作成された劣化過程と異なる。主観評価実験は、前小節と同様に行った。

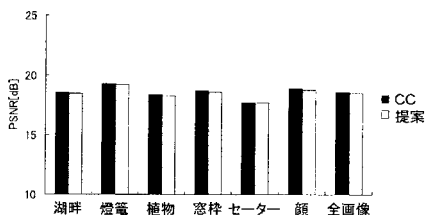


図 10: 劣化過程が仮定と異なる場合の PSNR

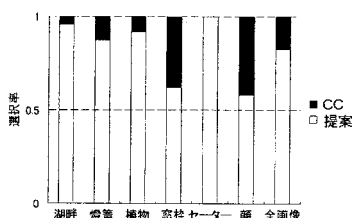


図 11: 劣化過程が仮定と異なる場合の選択率

3 次畳み込み内挿法と提案フィルタにより高解像度化した燈籠の画像を図 12 (c-2),(d-2) にそれぞれ示し、括弧内に PSNR を示す。(a) は原画であり、(b-2) は入力画像である。紙面の都合から、入力画像以外は中央部分を切り出した。前小節と同様の部分で、提案フィルタの方が鮮鋭であった。提案フィルタは、前小節と同様に、テキストチャ部で優位であった。エッジ部では、前小節ほどジャギーが目立たない傾向があった。これは、入力画像を作成する際に、ぼかしフィルタを適用したためだと考えられる。

各手法の PSNR を 図 10 に、主観評価実験による選択率を 図 11 にそれぞれ示す。前小節と同様に、黒が 3 次畳み込み内挿法 (CC) を表し、白が提案フィルタ (提案) を表す。PSNR は、3 次畳み込み内挿法の方が 6 種類の全てで高く、全画像を通しての平均で 0.11dB の差があった。主観評価実験による選択率は、全ての画像で、提案フィルタの方が高かった。特に、セーターでは、被験者全員が提案フィルタを選択した。選択率が前小節よりも高くなったのは、エッジ部のジャギーが少なかったためだと考えられる。劣化過程が仮定と異なる場合でも、提案フィルタにより、主観的な画質が向上する場合があることを確認した。

4.3 計算時間

提案フィルタは、フィルタ係数の初期化を除けば、式 (10) により、係数と画素の輝度値の一次結合だけで計算できる。縦、横の順に高解像度化する場合、その一次結合のために、 $(r_l + i)w_l h_h + (c_l + i)w_h h_h$ 回の積和演算が必要である。3 次畳み込み内挿法では、 $4(w_l h_h + w_h h_h)$ 回である。

100 × 100 画素の入力画像を 400 × 400 画素に高解像度化した際の計算時間を計測した。利用したのは、Intel(R) Pentium(R) D 3.4GHz の CPU を搭載したパソコンである。計算時間の平均を表 1 に示

す。括弧内の数字は、積和演算回数である。

5 おわりに

再構成制約を満足する高解像度画像の中で、従来の内挿法の結果に最も近いものを出力するフィルタを提案した。劣化過程が仮定と一致する場合、真の高解像度画像が未知であっても、その高解像度画像が手元にあった場合に計算されるはずの本フィルタの出力画像に対する PSNR は、本フィルタで採用した内挿法の出力画像に対する PSNR を下回らないことが保証される。

その場合の実験により、本フィルタによる PSNR が 3 次畳み込み内挿法よりも 0.22dB 高く、原画に忠実な画像を再現できることを確認した。また、主観評価実験により、本フィルタによる主観画質の高さを示した。一方、劣化過程が仮定と異なる場合は、PSNR は向上しなかったが、主観評価で 3 次畳み込み内挿法を上回った。いずれの場合も、特にテキストチャ部を鮮鋭にできた。

今後は、本フィルタにより強調されたエッジ部のジャギーを抑制する方法について検討する。

参考文献

- [1] 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, 2004.
- [2] S. C. Park, M. K. Park, and M. G. Kang, “Super-Resolution Image Reconstruction: A Technical Overview,” IEEE Signal Processing Magazine, vol. 20, no. 3, pp. 21-36, 2003.
- [3] M. Irani and S. Peleg, “Motion Analysis for Image Enhancement: Resolution, Occlusion and Transparency,” Journal of Visual Communication and Image Representation, vol. 4, no. 4, pp. 324-335, 1993.
- [4] D. C. Youla and H. Webb, “Image Restoration by the Method of Convex Projections: Part 1-Theory,” IEEE Transactions on Medical Imaging, vol. MI-1, no. 2, pp. 81-94, 1982.
- [5] A. Tanaka, H. Imai, and M. Miyakoshi, “Digital Image Enlargement Based on Kernel Component Estimation,” International Journal of Computing Anticipatory Systems, vol. 15, pp. 97-108, 2004.
- [6] G. H. Golub and C. F. V. Loan, “MATRIX COMPUTATIONS,” The Johns Hopkins University Press, 1996.

表 1: 計算時間 (括弧内は積和演算回数)

フィルタの種類	計算時間
3 次畳み込み内挿法	8.51ms(800,000 回)
提案フィルタ	15.71ms(1,000,000 回)



(a) 原画



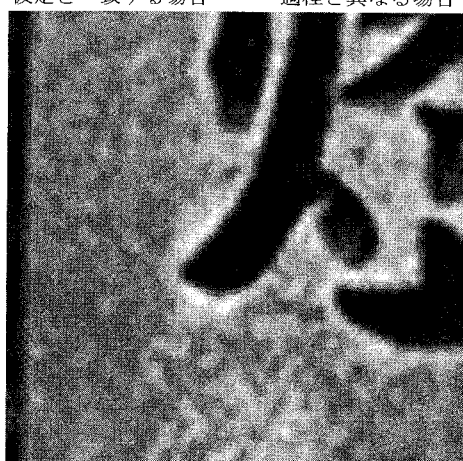
(b-1) 劣化過程が
仮定と一致する場合



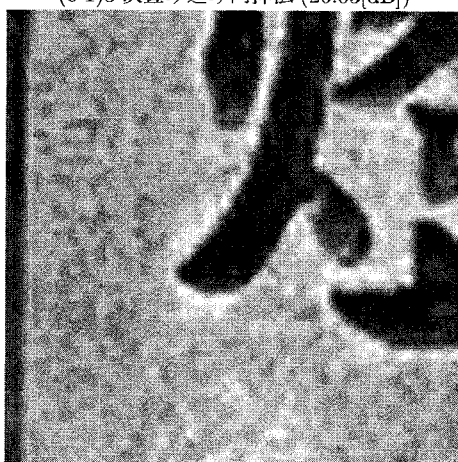
(b-2) 劣化過程が
過程と異なる場合



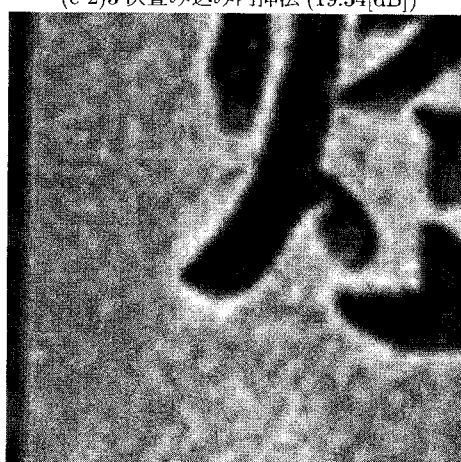
(c-1) 3 次畳み込み内挿法 (26.03[dB])



(c-2) 3 次畳み込み内挿法 (19.34[dB])



(d-1) 提案フィルタ (26.29[dB])



(d-2) 提案フィルタ (19.25[dB])

図 12: 燈籠に関する高解像度化結果