

画像の自己合同性を利用した再構成型超解像

井田 孝[†] 松本 信幸[†] 五十川賢造[†]

† (株) 東芝 研究開発センター 〒212-8582 川崎市幸区小向東芝町1

E-mail: †{takashi.ida,nobuyuki.matsumoto,kenzo1.isogawa}@toshiba.co.jp

あらまし 画像が1枚の場合にも適用できる再構成型超解像方式を提案する。従来の再構成方式では、同じ被写体を撮影した複数の画像において、被写体に対する標本点の位置のズレを画像ごとに検出し、そのズレを補正しながら1枚に合わせることで標本点の密度を高める。今回、同じ輝度変化が被写体の輪郭に沿って連続することに着目し、入力画像のエッジ付近の画素値を、エッジの傾きに応じて同じ画像の別の位置に配置することで、1枚の画像だけで標本点の密度を高めた。人工的に作成した縞模様の画像を高解像度化する実験を行い、3次畳込み内挿法よりも少ない誤差で原画像を復元でき、また、実写の静止画像ではエッジ部分において高い鮮鋭感が得られることを確認した。

キーワード 超解像、高解像度化、再構成、自己相似、自己合同

Reconstruction-based Super-resolution Using Self-congruency of Images

Takashi IDA[†], Nobuyuki MATSUMOTO[†], and Kenzo ISOGAWA[†]

† Corporate Research & Development Center, Toshiba Corp. 1 Komukai-Toshiba-cho, Saiwai-ku, Kawasaki,
212-8582 Japan

E-mail: †{takashi.ida,nobuyuki.matsumoto,kenzo1.isogawa}@toshiba.co.jp

Abstract A reconstruction-based super-resolution method applicable to a single image is proposed. In the conventional methods, multiple images of the same scene are required. The sampling points are copied to an image, depending on the motion between images. As a result, the sampling density becomes higher than that of the input image. We propose a method using the property of images in which patterns of the same intensity appear successively around the edges. Depending on the edge angle, the pixels near the edge are copied to other positions in the same image, and the sampling density becomes higher. The proposed method provides reconstructed images with fewer errors.

Key words image super-resolution, resolution enhancement, reconstruction, self-similar, self-congruence

1. まえがき

テレビやパソコンにおける表示、プリンタによる印刷などの画素密度が増加し、画像の解像度感が画質を決めるポイントのひとつになっている。これら出力機器に対して画像データの画素が少ない場合、事前に信号処理により画素を増やす。その際、双一次内挿法、あるいは3次畳込み内挿法[1], [2]など標本化定理に基づく補間フィルタを用いることが多い。しかし、これらの手法では画素が増えた画像で表現が可能になる高い周波数成分は生成されず、出力画像はぼやけたものになってしまう。これに対し、入力画像の解像度の限界を超えるという意味で「超解像度化」と呼ばれる画像の高解像度化技術の研究が盛んである。超解像度化の方式としては、事例ベース方式[3]、フラクタル方式[4]など様々あるが、その一つである再構成方式[5]～[8]は被写体本来の輝度を再現できる特長があり注目さ

れている。

再構成方式では、動画像のフレームを高解像度化する際に前後のフレームを参照する。カメラや被写体にわずかでも動きがあれば、参照フレームの画素値は、同じ被写体の同じ輝度変化を処理フレームとは異なる位置で標本化した値になっている。そこで、フレーム間の動きをサブピクセル精度で検出し、その動きに合わせて参照フレームの画素値を処理フレームの標本値として追加する。このようにして処理フレームにおける標本点の密度を高めた後に、高解像度画像の画素値を算出する。再構成方式は、動きを正確に検出できれば鮮鋭な高解像度画像が得られる。しかし、同じ被写体を撮影した複数の画像が必要なため、通常のスナップ写真など画像が1枚しかない場合には適用できない。そこで、被写体の輪郭において、同じ輝度変化が空間的に連続する性質、いわば自己合同性に着目し、入力画像のエッジ付近の画素値を同じ画像の別の点の標本値として配置す

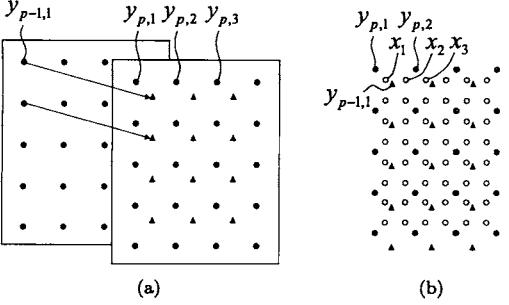


図 1 様数のフレームを用いる従来方式. (a) 別のフレームの画素値をその動きに基づいて標本値として追加する. (b) 低解像度画像の画素(黒丸)と、高解像度画像の画素(白丸)、追加した標本点(黒三角)の位置関係.

Fig. 1 A conventional method using multiple frames. (a) Pixels in the other frames are copied as new sampling data depending on their motions. (b) Relative position of low-resolution pixels (black circle), high-resolution pixels (white circle), and new sampling data (black triangle).

ることで標本点の密度を高める再構成方式を提案する。提案方式は1枚の画像の高解像度化にも適用でき、そのエッジを鮮鋭にできる。

従来の再構成方式を2章で説明する。3章で提案方式を説明し、4章で実験結果を示す。

2. 従来の再構成型超解像方式

従来の再構成方式を図1を用いて説明する[8]。図1(a)に、撮影した動画像の画素を黒丸で表し、その第 p フレームの画素値を $y_{p,1}, y_{p,2}, y_{p,3}, \dots$ 、同様に、第 $p-1$ フレームの画素値を $y_{p-1,1}, \dots$ と表す。第 p フレームを縦横2倍に高解像度化する、つまり図1(b)に白丸で示した高解像度画像の画素値 x_1, x_2, x_3, \dots を求める。撮影時の点抜がり関数が既知の場合、それに合わせて、低解像度画像の画素ごとに、 $y_{p,m}$ が、周辺の高解像度画像の画素値 x_i の加重平均に等しいという以下の条件式を立てられる。

$$y_{p,m} = \sum_{i \in G_{p,m}} x_i \cdot w_{p,m,i} \quad (m = 1, 2, \dots, M) \quad (1)$$

ここで、 $G_{p,m}$ は $y_{p,m}$ の標本点を中心とした加重平均を計算する範囲、 $w_{p,m,i}$ はその x_i ごとの重み、 M は低解像度画像の画素数である。

さらに、カメラと被写体に相対的な動きがあると仮定して、第 $p-1$ フレームの各画素に書いた被写体の第 p フレームへの移動先をサブピクセル精度で検出する。その検出結果に基づいて、図1(a),(b)に黒三角で示したように第 $p-1$ フレームの画素値を第 p フレームの標本値として追加する。同様にして、複数のフレーム、例えば前後各 K フレームの画素値を標本値として追加し、それらの条件式

$$y_{k,m} = \sum_{i \in G_{k,m}} x_i \cdot w_{k,m,i} \quad (p-K \leq k \leq p+K, m = 1, \dots, M) \quad (2)$$

を求める。

ここで、動き検出としては、例えば、まずブロックマッチング法でピクセル精度で動きベクトルを求め、その位置を中心にして、パラボラフィッティング法でサブピクセル精度の動きを計算する[9]。

条件式を立てた後、補間フィルタなどを用いて x_n ($n = 1, 2, \dots, N$: N は高解像度画像の画素数)に初期値を設定し、各条件式の左辺と右辺の差が小さくなる方向に、 x_n を再帰的に更新することで、被写体の本来の輝度分布を復元する。具体的には例えばPOCS(projections onto convex sets)を用いる[6]。条件式の等号に誤差 δ を許容した $\mathbf{x} = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ の集合

$$C_{k,m} = \{\mathbf{x} : |r_{k,m}| \leq \delta_{k,m}\} \quad (3)$$

where

$$r_{k,m} = y_{k,m} - \sum_{i \in G_{k,m}} x_i \cdot w_{k,m,i} \quad (4)$$

を考える。 $C_{k,m}$ への \mathbf{x} の射影 $\mathbf{P}_{k,m}$ を

$$\begin{aligned} & \mathbf{P}_{k,m}(\mathbf{x}) \\ &= x_i + \begin{cases} \frac{(r_{k,m} - \delta_{k,m})w_{k,m,i}}{W_{k,m}}, & r_{k,m} > \delta_{k,m} \\ 0, & |r_{k,m}| \leq \delta_{k,m} \quad (i \in G_{k,m}) \\ \frac{(r_{k,m} + \delta_{k,m})w_{k,m,i}}{W_{k,m}}, & r_{k,m} < -\delta_{k,m} \end{cases} \quad (5) \end{aligned}$$

where

$$W_{k,m} = \sum_{j \in G_{k,m}} w_{k,m,j} \quad (6)$$

とし、 $\mathbf{P}_{k,m}$ を緩和的に行う画像変換 $\mathbf{T}_{k,m}$ を

$$\mathbf{T}_{k,m} = (1 - \lambda)\mathbf{I} + \lambda\mathbf{P}_{k,m} \quad (7)$$

とする。ここで、 \mathbf{I} は恒等変換、 λ は更新量を調節するパラメータである。全ての条件式について $\mathbf{T}_{k,m}$ を1回行う変換 \mathbf{T} を

$$\mathbf{T} = \mathbf{T}_{p+K,M} \circ \dots \circ \mathbf{T}_{p-K,3} \circ \mathbf{T}_{p-K,2} \circ \mathbf{T}_{p-K,1} \quad (8)$$

とし、初期値を設定した高解像度画像 \mathbf{x}_0 に \mathbf{T} を所定の回数反復し、

$$\mathbf{x}_s = \mathbf{T}^s(\mathbf{x}_0) \quad (9)$$

その結果を出力する。

以上の処理により、画像の鮮鋭感や分解能を向上できるが、複数の画像を必要とし、例えば通常のスナップ写真など画像が1枚しかない場合には適用できない。また、参照画像を保持するために多くのメモリを必要とする。

3. 提案方式

従来の再構成方式では、同じ輝度分布を異なる位置で標本化した画素が、処理フレームとは別のフレームにあることを利用して高解像度画像の画素値を求めた。その同じ輝度分布がフレーム内においても空間的に、被写体の輪郭などのエッジに沿って存在する。提案方式は、この性質を利用する。

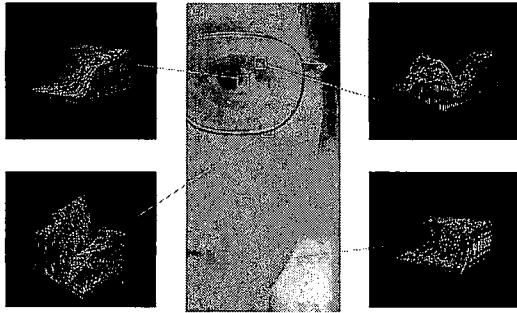


図 2 画像の自己合同性。エッジの近くでは同じ輝度変化が連続して存在する。

Fig. 2 Self-congruity of images. Patterns of the same intensity appear successively around the edge.

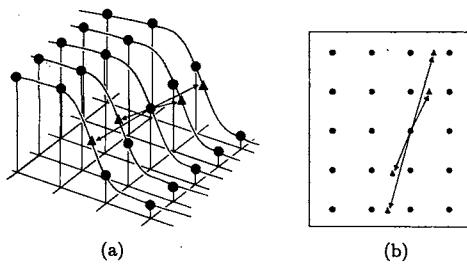


図 3 提案方式により、低解像度の画素（黒丸）が、他のラインの標本点（黒三角）として追加される。(a) 縦軸に輝度をとった立体図。(b) 画面への投影図。

Fig. 3 In the process of the proposed method, low-resolution pixels are copied as new sampling data in other lines. (a) 3D figure whose vertical axis is intensity value. (b) Projection onto the image plane.

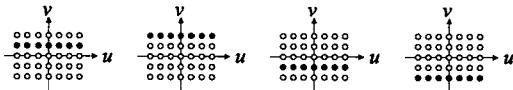


図 4 注目画素から対応点への相対ベクトルを (u, v) としたときの、各対応点の探索範囲（黒丸のライン）。

Fig. 4 Search area for each corresponding point (line of black circles). (u, v) shows the relative vector from a low-resolution pixel to the corresponding point.

3.1 自己合同性

十分に解像度が高い写真の一部を切り出し、輝度を立体的に表示したグラフを図 2 に示す。例えば、左上に示す黒目の輪郭では、輝度の傾きがほぼ一定であり、エッジの立ち上がりの部分の変化も似ている。同様に、右下の頬の輪郭も、黒目の場合は異なる傾きであるが、この部分で一定である。他の部分も同様である。画面の座標 $(z_x, z_y) \in \mathbb{R}^2$ の輝度を g とし、領域 A で、

$$\forall (z_x, z_y) \in A, g(z_x, z_y) = g(z_x + s_x, z_y + s_y) \quad (10)$$

となる平行移動ベクトル (s_x, s_y) が存在することを自己合同といふとすると、エッジの近くは近似的に自己合同である。

自己合同な部分を撮影した画素は、その点だけでなく、その近くの別の点の標本値として用いることができる。

3.2 提案方式のアルゴリズム

図 3(a) に、エッジ部の模式図を示す。スキャンラインごとの輝度変化を曲線で、撮影された画素を黒丸で表す。実際には輝度値がそのまま標本化されることは少ないが、ここでは説明の簡単のため単純に描いた。図のように、エッジ部の画素値はラインごとに異なるが、それらは同じ輝度変化を異なる位置で標本化したものとなっている。

そこで、各ラインの画素を一つずつ注目画素とし、エッジに対する相対的な位相が同じになる点を他のラインから検出し、図 3(a) に黒三角で表したように、検出した対応点の標本値として用いる。標本点を追加した様子を図 3(b) に示す。このように、例えば上下の 4 ラインにそれぞれ対応点を追加する。そのため、注目画素を基準にして横座標を u 、縦座標を v として、図 4 に黒丸で表したように 4 種類の 1 次元の探索範囲を設け、それぞれにおいてサブピクセル精度で対応点の位置を計算する。従来方式である図 1(a) では、他のフレームの画素値を新たな標本値として追加したのに対し、提案方式では同じフレームの画素値で標本値を追加する。

なお、エッジが画面の左右方向である場合は、図 3(b) や図 4 を 90 度回転して、探索範囲は横方向でなく縦方向に設定し、対応点は左右のラインごとに追加する。

このようにして、動画であれば第 p フレームの第 m 画素ごとに、所定の数 Q 個の対応点を同じフレームの中から求め、それぞれについて条件式

$$y_{p,m} = \sum_{i \in G_{p,m,q}} x_i \cdot w_{p,m,q,i} \quad (m = 1, 2, \dots, M, q = 0, 1, 2, \dots, Q) \quad (11)$$

を立てる。ここで、 $G_{p,m,q}$ は $y_{p,m}$ の q 番目の対応点（特に $q = 0$ は $y_{p,m}$ 自身）を中心とした加重平均を計算する範囲、 $w_{p,m,q,i}$ はその x_i ごとの重みである。

式 (11) を用い、あとは、従来と同様にして、POCS、あるいは MAP(maximum a posteriori) [7] などで再構成処理を行う。

アルゴリズムを以下に示す。

Step 1 $m = 1$ に設定する。

Step 2 低解像度画像の第 m 画素がエッジ部にあるか否かを判定し、エッジ部にあれば Step 3 に、そうでない場合は Step 5 に進む。

Step 3 第 m 画素でのエッジの方向（上下方向あるいは左右方向）を判定する。

Step 4 エッジが上下方向であれば、図 4 のように第 m 画素の上下の所定数の行からそれぞれ対応点を検出する。エッジが左右方向であれば、左右の列から同様に検出する。

Step 5 低解像度画像の全ての画素の処理が終わっていれば Step 6 に進み、そうでない場合は、 m を 1 増やして Step 2 に戻る。

Step 6 低解像度画像に補間フィルタなどを用いて高解像度画像を生成する。

Step 7 低解像度画像の画素とそれぞれの対応点で決まる条件

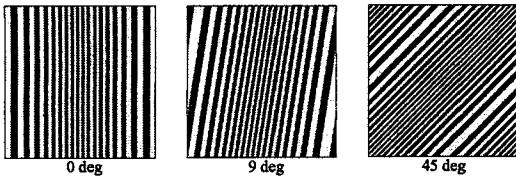


図 5 実験に用いたエッジ画像の例

Fig. 5 Examples of edge images used in the experiments.

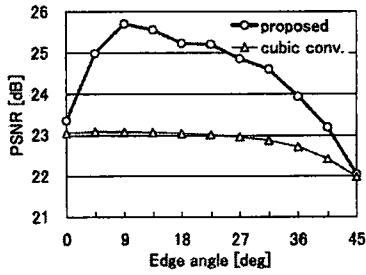


図 6 エッジの角度に対する PSNR

Fig. 6 Variation of PSNR with edge angle.

式を用いて高解像度画像に対して再構成処理を行う。

提案方式はテクスチャ部や、向きが異なる複数のエッジが組み合わさった部分では自己合同性がないため効果は得られないが、単純なエッジや縞模様の部分を鮮鋭にできる。また、静止画像にも適用でき、処理に用いるメモリは少なくて済む。

4. 実験

4.1 人工的に作成したエッジ画像を用いた実験

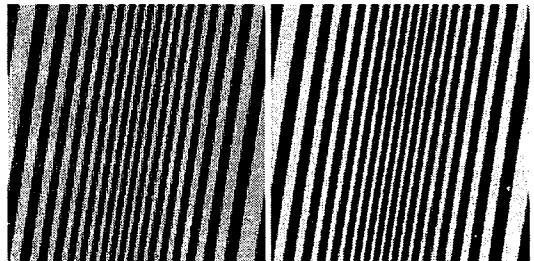
原画像として、中央部で間隔が狭くなる縞模様の濃淡画像(図 5, 512 × 512 画素, 256 階調)を作成した。エッジの角度は 0 度～45 度まで 4.5 度きざみの 11 種類、明部の輝度を 240、暗部を 20 とした。

原画像に、そのナイキスト周波数の 0.3 倍の周波数で -6dB 減衰するローパスフィルタを施した後、128 × 128 画素に標本化し、この低解像度画像に対して提案方式と 3 次畳込み内挿法でそれぞれ高解像度化した。3.2 節で説明した提案アルゴリズムにおいて、Step 2, Step 3 のエッジの判定は行わず、全ての画素において上 4 ライン、下 4 ラインからそれぞれ対応点を検出した。対応点は、2 乗誤差和を用いた 3 × 3 画素のブロックマッチングでピクセル精度で求めた後、パラボラフィットティングでサブピクセル精度で検出した。再構成処理の初期画像は 3 次畳込み内挿法で生成し、POCS を用いて $\delta = 0$, $\lambda = 0.25$ として全条件式による画像更新を 8 回反復した。点括ぎり関数としては矩形の面積平均を用いた。

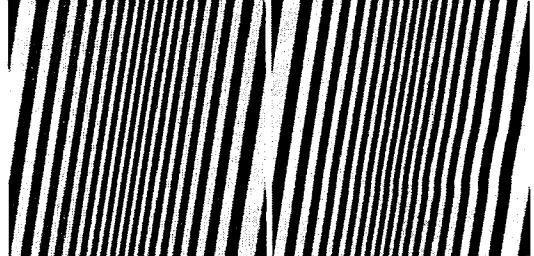
エッジの角度に対する PSNR の変化を図 6 に示す。ここで、

$$PSNR[dB] = 10 \log_{10} \frac{255^2}{MSE} \quad (12)$$

であり、 MSE は、正解画像と高解像度化した画像の平均 2 乗誤差である。全ての角度において、提案方式 (proposed) の PSNR は、3 次畳込み内挿法 (cubic conv.) よりも高く、角度



(a) (b)



(c) (d)

図 7 エッジ画像での結果。(a) 入力画像、(b)3 次畳込み内挿法、(c) 提案方式、(d) 正解画像。

Fig. 7 Experimental results using edge images. (a) Input low-resolution image. Output high-resolution images using (b) the cubic convolution method and (c) the proposed method. (d) True high-resolution image.

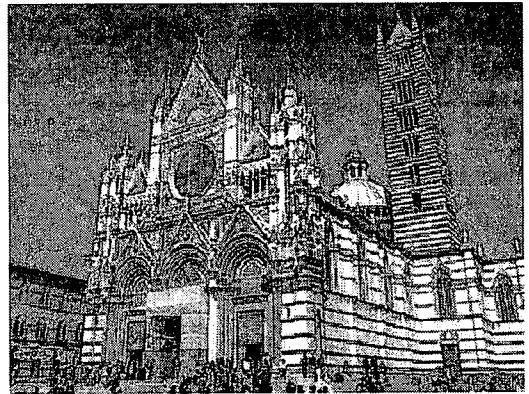


図 8 実験に用いた実写画像

Fig. 8 Photograph used in the experiments.

が 9 度のときが最大で、2.6dB の差であった。提案方式による原画像の復元効果が確認できた。一方、角度が 0 度と 45 度のときの差は小さく、それぞれ 0.3dB, 0.1dB であった。これらの角度では、低解像度画像の上下に異なるラインであっても、エッジに対して同じ位相で標本化した画素しかなく、対応点が既に画素がある位置に重なってしまうためである。

図 7 に角度が 9 度のときの高解像度化画像と正解画像を示す。正解画像に比べて 3 次畳込み内挿法は全体的にぼやけ、また、折り返し歪が縦方向のジャギーとして現れた。それに対し、提案方式は鮮鋭でジャギーもなく、正解画像に近い。

4.2 実写画像を用いた実験

図 8 に示した実写画像 (640×480 画素, 256 階調) を縦横 2 倍に高解像度化した。提案方式では、Sobel オペレータを水平方向と垂直方向にそれぞれ施し、2つの出力の絶対値の和が 32 より大きい画素をエッジと判定し、2つの大小比較でエッジの向きを判定した。注目画素ごとに上下あるいは左右 2 ラインずつ、合計 4 つの対応点を検出した。POCS による画像更新は 4 回とし、その δ , λ , 及び、対応点の検出方法、点括がり関数は 4.1 の実験と同じにした。

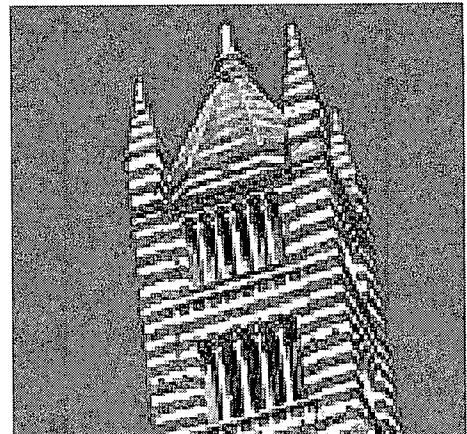
図 9 に、低解像度の入力画像、3 次畳込み内挿法による結果、提案方式による結果の一部分を示す。入力画像の粗さは 3 次畳込み内挿法により解消されたが、提案方式により全体的な鮮鋭感が向上し、特に横線が明瞭になった。別の部分を図 10 に示す。これにおいても円弧状のアーチなどで鮮鋭感の向上が認められた。一方、自己合同性が弱い部分、例えば図 11 の小さく書いた人物では改善効果は小さかった。

5. むすび

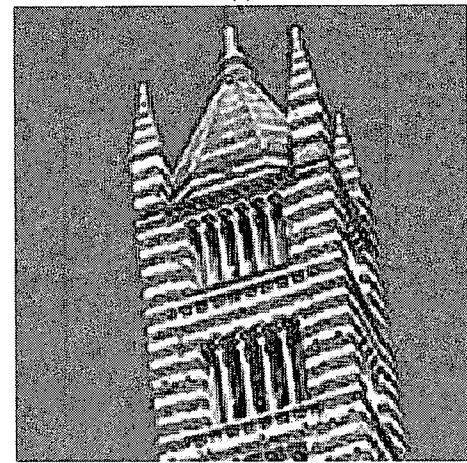
入力される低解像度画像の画素値と同じ画像の別の点の標本値として用いる新しい再構成型超解像方式を提案した。これにより従来は動画像にしか適用できなかった再構成方式を静止画像にも適用できるようにした。また、静止画像の高解像度化の実験を行い、提案方式では、3 次畳込み内挿法よりも高い PSNR、及び主観的画質が得られることを示した。

文 献

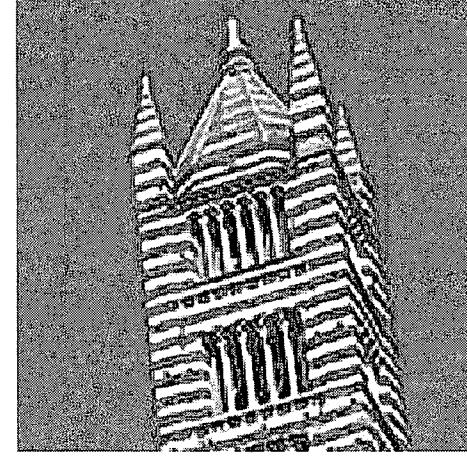
- [1] R. G. Keys, "Cubic convolution interpolation for digital image processing," *IEEE Trans. Acoust. Speech, Signal Process.*, vol. 29, no. 6, pp. 1153–1160, 1981.
- [2] J. Han and H. Kim, "Modified cubic convolution scaler with minimum loss of information," *Optical Engineering*, vol. 40, no. 4, pp. 540–546, 2001.
- [3] W. T. Freeman, T. R. Jones, and E. C. Pasztor, "Example-Based Super-Resolution," *IEEE Computer Graphics and Applications*, vol. 22, no. 2, pp. 56–65, 2002.
- [4] N. Lu, "Fractal blowup," in *Fractal imaging*, San Diego: Academic Press, 8.3, pp. 217–222, 1997.
- [5] T. Komatsu, T. Igarashi, K. Aizawa, and T. Saito, "Very high resolution imaging scheme with multiple different-aperture cameras," *Signal Processing: Image Communications*, vol. 5, pp. 511–526, 1993.
- [6] A. J. Patti, M. I. Sezan, and A. M. Tekalp, "Superresolution video reconstruction with arbitrary sampling lattices and nonzero aperture time," *IEEE Trans. Image Processing*, vol. 6, no. 8, pp. 1064–1076, 1997.
- [7] 田中, 奥富, "再構成型超解像処理の高速化アルゴリズムとその精度評価," *電子情報通信学会論文誌 D*, vol. J88-D2, no. 11, pp. 2200–2209, 2005.
- [8] 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.
- [9] 清水, 奥富, "画像のマッチングにおけるサブピクセル推定の意味と性質," *電子情報通信学会論文誌 D-II*, vol. J85-D-II, no. 12, pp. 1791–1800, 2002.



(a)



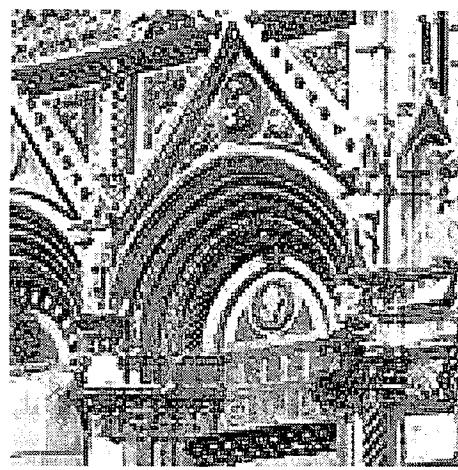
(b)



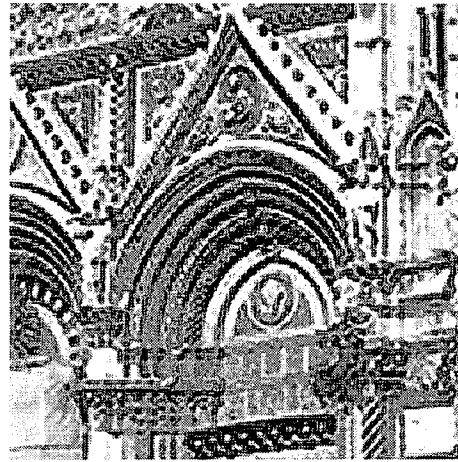
(c)

図 9 結果の部分 1. (a) 入力画像, (b)3 次畳込み内挿法, (c) 提案方式。

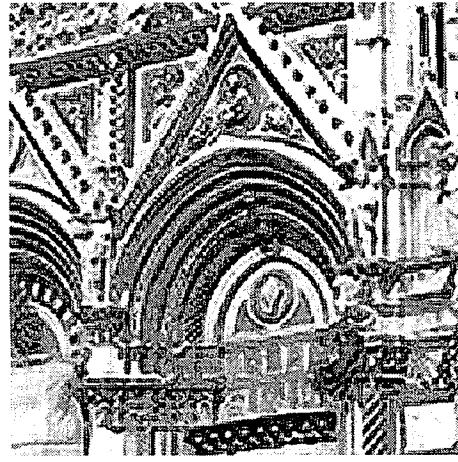
Fig.9 Comparison at the image part 1. (a) Input image. (b) Cubic convolution method. (c) Proposed method.



(a)



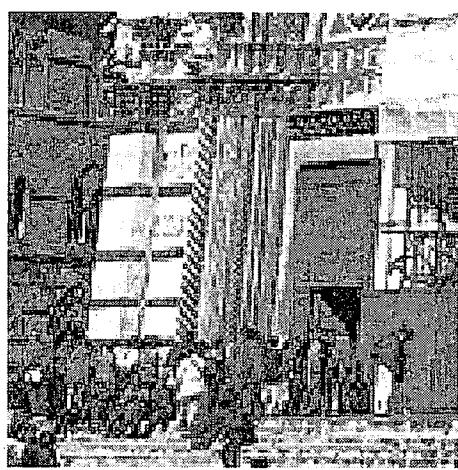
(b)



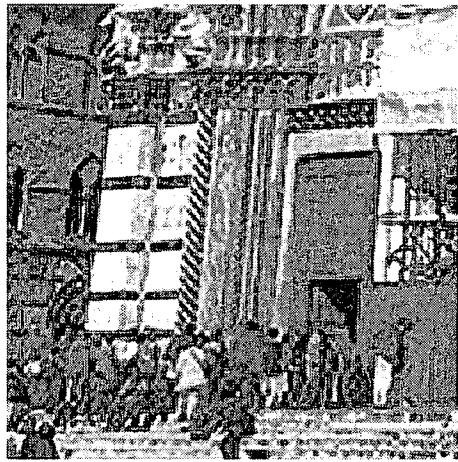
(c)

図 10 結果の部分 2. (a) 入力画像, (b)3 次畳込み内挿法, (c) 提案方式.

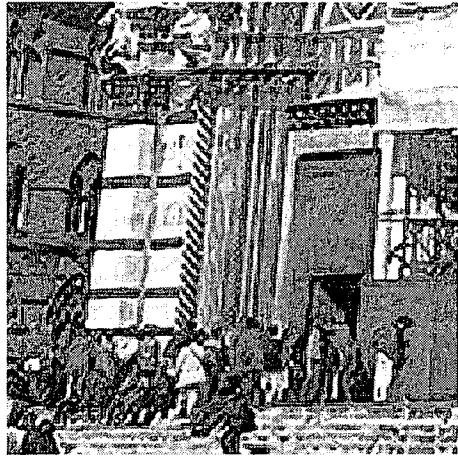
Fig.10 Comparison at the image part 2. (a) Input image. (b) Cubic convolution method. (c) Proposed method.



(a)



(b)



(c)

図 11 結果の部分 3. (a) 入力画像, (b)3 次畳込み内挿法, (c) 提案方式.

Fig.11 Comparison at the image part 3. (a) Input image. (b) Cubic convolution method. (c) Proposed method.