

Single Frame Super Resolution using Reconstruction Method

Fumiya Sadoyama

Dept. of Electronic and Comm. Syst. Eng.
Okinawa National College of Tech.
Okinawa, Japan
ac134604@edu.okinawa-ct.ac.jp

Chikatoshi Yamada

Dept. of Info. and Comm. Syst. Eng.
Okinawa National College of Tech.
Okinawa, Japan
cyamada@okinawa-ct.ac.jp

Shuichi Ichikawa

Dept. of Electrical and Electronic Info. Eng.
Toyohashi Univ. of Tech.
Aichi, Japan
ichikawa@tut.jp

Abstract—High definition technique is an image processing which is often constructed by using bicubic interpolation. However, such as the bicubic interpolation that is a traditional method has problems. For examples, ringing and jaggies are caused without the high frequency components in image processing. In this paper, we propose a single frame super resolution using reconstruction method. Therefore, in order to reduce their problems, the proposed method consists of four parts: (1) detection of similar structures, (2) data fusion, (3) bilateral filter using local variance, and (4) bilateral back projection using local variance. Finally, we demonstrate experimental results of super resolution for some images. Moreover, we show that the proposed method is more effective in comparison with traditional method.

Index Terms—Single Frame, Super Resolution, Similar Structure, Bilateral Back Projection, Local Variance

I. はじめに

高解像度化処理は日常生活の中でも使われるような、一般的な画像処理の1つであるといえる。高解像度化処理には、バイリニア補間やバイキュービック補間などがよく用いられる。しかしこれらの手法で処理を行った場合、画像が本来持つ高周波成分が失われ、ジャギーやリングングなどのアーティファクトが目立つという問題点が存在する。そこで補間法に代わる手法として、再構成型 (Iterative Back Projection) [1] や学習型などの超解像法が提案されている。再構成型超解像には、拡大倍率を大きく取れないという問題点が存在する。学習型超解像は正確な復元に膨大な学習データが必要となり、対応する情報が学習されていない場合には正しい情報が復元できない可能性が高くなる。

本研究では、強エッジ部を探索し保存処理を行い、その後、入力低解像度画像との差が小さくなるように画像を更新する。他の超解像法では位置ずれを持った複数枚の入力低解像度画像を用いることがあるが、本研究では唯一枚の入力低解像度画像のみを用い、高拡大倍率を許容し、アーティファクトの低減を実現する超解像法の提案を行う。

II. 提案手法

本手法の処理の流れを Fig. 1 に示す。本手法では、はじめに Lanczos 法で入力低解像度画像を拡大する。次に、拡大した画像の局所分散を求め、処理領域を高分散領域と低分散領域とに分割する [2]。高分散領域には、類似構造の探索とデータの組み合わせ [3] を行い、局所分散を考慮した Bilateral Filter 処理 [4] を行う。低分散領域には局所分散を

考慮した Bilateral Back Projection (BBPLV) [4] を行うことで入力画像から高解像度画像を推定する。

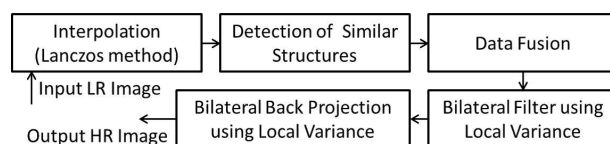


Fig. 1. Flowchart of Proposed Method.

A. 高分散領域と低分散領域の分割

エッジ保存を行うために用いる平滑化フィルタなどでは、細かなエッジが潰されてしまう。そのため、局所分散を求めて処理領域の分割を行う。局所分散は式 (1) から求めることができる。

$$v(j, i) = \frac{\sum_{n=-k}^k \sum_{m=-k}^k (f(j+n, i+m) - avg(j, i))^2}{mask\ size} \quad (1)$$

ここで、 $f(j+n, i+m)$ は参照画素、 $avg(j, i)$ は注目画素を中心とした領域の平均値、 k はマスク半径、 $mask\ size$ はマスク内の画素数である。 $v(j, i)$ 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。これ以降の処理を高分散領域のみにを行い、低分散領域には E の処理を行う。

B. 類似構造の探索

ここでは画像内に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、Lanczos 法で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、類似構造を探索する。類似度は式 (2) で表される。

$$d(j, i) = \|P_y(j_0, i_0) - P_y(j, i)\|_2 \quad (2)$$

ここで、 $P_y(j_0, i_0)$ は注目画素を中心とした 7×7 領域のパッチ、 $P_y(j, i)$ は参照画素を中心とした 7×7 領域のパッチである。2つのパッチの差のユークリッドノルムである類似度 $d(j, i)$ 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。この処理を注目画素を中心とする 100×100 領域内で、参照画素を3ピクセルずつずらして行う。類似構造が見つかった場合、セット $S(j_0, i_0)$ に類似度が小さい順に参照画素 $P_y(j, i)$ を類似度 $d(j, i)$ とともに格納する。

C. データの組み合わせ

データの組み合わせではセット $S(j_0, i_0)$ に格納された参照画素 $P_y(j, i)$ と類似度 $d(j, i)$ を用いて加重平均をとり、注目画素の値を更新する。更新式は式 (3) で表される。

$$\tilde{I}_H(j_0, i_0) = \frac{\sum w(j, i)y(j, i) + w_{max} \times y(j_0, i_0)}{w_{sum} + w_{max}} \quad (3)$$

ここで、 y は画素値、 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、重み $w(j, i)$ は式 (4) で表される。

$$w(j, i) = \exp\left(-\frac{d(j, i)}{t}\right) \quad (4)$$

ここで、 t は重みを調節するためのパラメータである。

D. 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 処理を行う。この処理は式 (5) で表される。

$$I_H(j, i) = \frac{\sum_{n=-k}^k \sum_{m=-k}^k f(j+n, i+m) \times w_d(j, i, : n, m) \times w_r(j, i, : n, m)}{\sum_{n=-k}^k \sum_{m=-k}^k w_d(j, i, : n, m) \times w_r(j, i, : n, m)} \quad (5)$$

ここで、 $f(j+k, i+l)$ は参照画素、 k はマスク半径、 $w_d(j, i, : n, m)$ は空間方向の重み、 $w_r(j, i, : n, m)$ は画素値方向の重みである。空間・画素値方向の重みはそれぞれ式 (6)、式 (7) で表される。

$$w_d(j, i, : n, m) = \exp\left(-\frac{n^2 + m^2}{2\sigma_d^2(j, i)}\right) \quad (6)$$

$$w_r(j, i, : n, m) = \exp\left(-\frac{(f(j, i) - f(j+n, i+m))^2}{2\sigma_r^2}\right) \quad (7)$$

ここで、 σ_r は画素値方向のガウス関数の標準偏差である。 $\sigma_d(j, i)$ は式 (8) で表される。

$$\sigma_d(j, i) = \sigma_d \left(\frac{v(j, i)}{v_{max}} \right)^{\frac{1}{\gamma}} + \epsilon \quad (8)$$

ここで、 σ_d は空間方向のガウス関数の標準偏差、 $v(j, i)$ は式 (1) で表される局所分散、 v_{max} は局所分散の最大値、 ϵ は式 (6) で零割を避けるための微小な正の定数である。Bilateral Filter には平坦部を過度に平滑化してしまうという問題点が存在する。平坦部における過度な平滑化を防ぐため、 σ_d を局所領域に適した空間方向の重みパラメータに σ_d とするために、局所分散 $v(j, i)$ を式 (8) を用いて非線形変換する。

E. 局所分散を考慮した Bilateral Back Projection

低分散領域には局所分散を考慮した Bilateral Back Projection (BBPLV) 処理を行い、高解像度画像を更新・推定する。この処理は式 (9) で表される。

$$I_H^{t+1} = (I_H^t + \tau \left(I_H^0 - \left((I_H^t * G) \downarrow_s \right) \uparrow_s \right) * P) * B \quad (9)$$

ここで τ 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 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。

III. 実験結果

原画像を縮小・拡大し、前章で述べた提案手法を用いて 2 倍超解像処理を行い、従来手法との比較を行う。従来手法は Lanczos 法とした。実験環境を Table I、実験結果を Fig. 2、PSNR による評価を Table II に示す。

TABLE I
EXPERIMENT ENVIRONMENT

Language	C++
Library	OpenCV2.4
OS	Windows7
CPU	Core i7 920 @2.67GHz



(a) Lanczos method

(b) Proposed method

Fig. 2. Experimental results for super resolution

TABLE II
COMPARISON OF PSNR FOR THE RESULTS

Image	Lanczos Method	Proposed Method
Lenna	29.17	30.93
Milk-drop	31.06	32.72

これらの結果から、提案手法では従来手法に比べ画質が改善しているといえる。

IV. まとめ

本稿では、単一画像を用いた再構成型超解像法を提案した。唯一枚の入力低解像度画像から、アーティファクトを抑え、高拡大倍率を許容する超解像法の実現を目的として、(1) 類似構造の探索、(2) データの組み合わせ、(3) 局所分散を考慮した Bilateral Filter、(4) 局所分散を考慮した Bilateral Back Projection を行った。しかし、ボケ除去効果及び PSNR の若干の改善は見られたが、画質改善は不十分である。そのため、拡大アルゴリズムの再検討、フィルタ処理の見直しなどが今後の課題である。

REFERENCES

- [1] M. Irani and S. Peleg : "Motion Analysis for Image Enhancement: Resolution, Occlusion, and Transparency", JV-CIP, Vol.4, pp.324-335 (1993)
- [2] H. Fujiwara and K. KONDO : "Single Image Super-Resolution based on Reconstruction with Edge Preservation", IEICE Technical Report SIS Smart Info Media System, Vol.111, No.457 pp.43-48 (2012)
- [3] W. Dong, L. Zhang, G. Shi, and X. Wu : "Nonlocal back-projection for adaptive image enlargement", ICIP, pp.349-352 (2009)
- [4] H. HASHIKAMI and H. NOBUHARA : "Single Image Super-Resolution Using Bilateral Back-Projection Using Local Variance and Inverse Filter", IEICE Technical Report SIS Smart Info Media System, Vol.110, No.445 pp.31-36 (2012)