

## 多視点画像間の対応点推定が不要な超解像方式の一検討：2層シーンへの適用

## A multiview-based super-resolution without pixel correspondence for two-depths scenes

菌邊 彩範†

Ayanori Sonobe

久保田 彰†

Akira Kubota

## 1. まえがき

多視点画像から高解像度画像を生成する再構成型超解像では、所望の画像がワーピング、ぼけ、ダウンサンプリングの過程を経て取得画像として観測されるモデルを採用している。しかし、ワーピングが既知であると仮定している手法が多い [1]。ワーピングのためには、画像間の対応点をサブピクセル精度で推定する必要がある。

本稿では、2層の奥行からなるシーンを対象として、対応点推定を陽に必要としない超解像手法を提案する。所望の高解像度画像が近景と遠景のテクスチャの和であると仮定し、各テクスチャが取得画像として観測される過程を併進、ぼけおよびダウンサンプリングによりモデル化する。シーンを層に分解し、各層のワーピングが単純な併進としてモデル化できることを利用する。モデルの二乗誤差を最小にする各テクスチャを同時に再構成し、それらの和を高解像度画像として生成する。

## 2. 提案手法

## 2.1 問題の設定

$XYZ$  世界座標系の  $XY$  平面に原点を中心として  $N$  台のカメラが正方形格子状に配置されているとする。カメラの光軸は  $Z$  軸に平行であり、内部パラメータは既知である。 $i$  番目のカメラにおける取得画像を  $g_i$  ( $i = 1, \dots, N$ ) と表す。シーンは奥行が  $Z_1$  の近景と  $Z_2$  の遠景からなるものを対象とする。各奥行は既知であるが、取得画像において奥行画像は未知である。

本稿では、取得画像群  $\{g_i\}$  から原点における高解像度画像  $f$  を生成することを目的にする。以下では、画像をベクトルで表記する。

## 2.2 高解像度画像のモデル

高解像度画像  $f$  を近景テクスチャ  $f_1$  と遠景テクスチャ  $f_2$  の和

$$f = f_1 + f_2 \quad (1)$$

†中央大学大学院 理工学研究科, Graduate School of Science and Engineering, Chuo Univ.

とモデル化する。テクスチャ  $f_1$  と  $f_2$  は、それぞれ  $Z_1$  と  $Z_2$  に存在するテクスチャが原点のカメラに投影された高解像度画像であり、これらは未知である。

## 2.3 低解像度画像の観測モデル

テクスチャ  $f_1$  と  $f_2$  は、併進、ぼけおよびダウンサンプリングを経て各視点のカメラで観測されるものとする。このとき、各取得画像のモデル  $\hat{g}_i$  は、

$$\hat{g}_i = W_{i1}f_1 + W_{i2}f_2 \quad (2)$$

と表すことができる。ここに、 $W_{i1}$  と  $W_{i2}$  は併進、ぼけおよびダウンサンプリングを表す行列の積で

$$\begin{cases} W_{i1} = DHT_{i1} \\ W_{i2} = DHT_{i2} \end{cases} \quad (3)$$

と表される。行列  $D$  と  $H$  は、すべての視点に共通したぼけとダウンサンプリングの過程を表す。行列  $T_{i1}$  と  $T_{i2}$  は、奥行  $Z_1$  と  $Z_2$  に対応した画像全体の併進を表す。これらの観測過程はすべて既知であるとする。

## 2.4 高解像度画像の再構成

評価関数  $E$  を取得画像  $g_i$  とそのモデル  $\hat{g}_i$  の二乗誤差の和

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N \|\hat{g}_i - g_i\|^2 \quad (4)$$

として導入し、評価関数  $E$  を最小とする  $f_1$  と  $f_2$  を最急降下法を用いて求める。 $f_1$  と  $f_2$  の反復再構成は次式に基づいて行われる。

$$\begin{cases} f_1^{(k)} = f_1^{(k-1)} - \rho \sum_{i=1}^N W_{i1}^T (W_{i1}f_1^{(k-1)} + W_{i2}f_2^{(k-1)} - g_i) \\ f_2^{(k)} = f_2^{(k-1)} - \rho \sum_{i=1}^N W_{i2}^T (W_{i1}f_1^{(k-1)} + W_{i2}f_2^{(k-1)} - g_i) \end{cases} \quad (5)$$

ただし、定数  $\rho$  は更新ステップ、 $k$  は反復回数を表す。初期画像  $f_1^{(0)}$  と  $f_2^{(0)}$  を零ベクトルとする。行列  $W_{i1}^T$  と  $W_{i2}^T$  は式 (3) における観測過程の転置行列であり、

$$\begin{cases} W_{i1}^T = T_{i1}^T H U \\ W_{i2}^T = T_{i2}^T H U \end{cases} \quad (6)$$

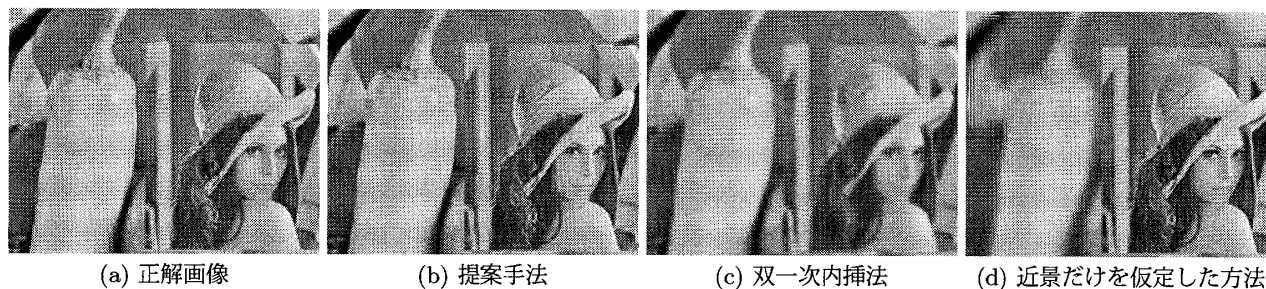


図 1: シミュレーション結果

と表せる。ここに、 $U$  はアップサンプリングの操作を表す行列である。

反復  $k$  回目の高解像度画像  $f^{(k)}$  は、 $f^{(k)} = f_1^{(k)} + f_2^{(k)}$  として算出する。

### 3. シミュレーション

#### 3.1 シミュレーション条件

シーンは、画像 “Lena” と “Pepper” がそれぞれマッピングされた 2 枚の平板とした。奥行はそれぞれ  $Z_1 = 150$  と  $Z_2 = 190$  と設定した。

間隔が 5 である  $5 \times 5$  の格子点から、CG ソフトを用いて画像を合成した。画角は 50 度、画像のサイズは  $320 \times 240$  とした。これらの画像をぼかして  $1/2$  ダウンサンプリングしたものを取得画像として用いた。使用したぼけのフィルタカーネルは以下に示す通りである。

$$\frac{1}{256} \begin{pmatrix} 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 6 & 24 & 36 & 24 & 6 \\ 4 & 16 & 24 & 16 & 4 \\ 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \end{pmatrix}$$

#### 3.2 結果

合成した 25 視点の  $160 \times 120$  の画像を用いて、原点における  $320 \times 240$  の画像を再構成した。図 1 (a), (b) および (c) に合成した正解画像、提案手法で生成した画像および双一次内挿法で生成した画像をそれぞれ示す。提案手法における更新ステップは  $\rho = 0.12$  とし、反復回数は PSNR が最大となった 152 回とした。

双一次内挿法に比べて、提案手法の画像は主観的に解像感が向上し、正解画像に近いことが確認できる。両者の PSNR を表 1 に示す。提案手法の PSNR は双一次内挿法よりも 4.5 dB 上昇し、定量的にも提案手法によって解像度が改善されたことがわかる。

表 1: PSNR の比較 (単位は dB)

手法	画像全体	近景領域
提案手法	33.0	32.1
双一次内挿法	28.5	26.9
近景だけを仮定した方法	24.1	32.6

提案手法の有効性を確認するために、近景の奥行  $Z_1$  だけを考慮して高解像度画像を反復再構成した。近景領域の PSNR が最大となった 395 回目の再構成画像を図 1 (d) に示す。近景領域では、正確な奥行を用いているため解像度の向上が確認できるが、遠景領域では、正確でない奥行を用いているためぼけと細かい格子縞の劣化が生じている。そのため、画像全体の PSNR は、表 1 に示すように、24.1 dB まで低下した。

これに対して提案手法の画像は、画素ごとに近景と遠景の奥行を推定していないが、二つの領域ともに解像度を改善することができている。表 1 に示すように、近景領域の PSNR を比較すると、提案手法と近景だけを考慮した方法ではほぼ同等の品質が得られている。

### 4. むすび

本稿では、複数取得画像間の対応付けが不要な超解像方式を提案し、シミュレーションで有効性を示した。今後は、提案方式を多層のシーンへ拡張し、リングングを抑えるための正則化を導入した方式を検討する予定である。

### 参考文献

- [1] 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