

## テクニカルノート

## 固有空間法による学習に基づく超解像度化と距離画像推定

川中昇平<sup>†</sup> 川端 聡<sup>†</sup>  
日浦慎作<sup>†</sup> 佐藤宏介<sup>†</sup>

本論文では固有空間を用いて画像の持つ自己相関性を学習することでカラー画像の超解像度化を行う手法、また、カラー画像と距離画像との相関性を学習することでカラー画像から距離画像を推定する手法を提案する。レンガや石敷など、環境モデリングにおいてポリゴンの表面属性として扱われる物体は、色情報が形状情報や他の場所の色情報と相関を持つと仮定できる場合が多い。提案手法ではこのような相関関係を学習することで、一般的な補間技術とは異なり対象に特有の情報を復元でき、また、カラー画像からバンプ値を推定できることが確認された。

## Super Resolution of Color Images and Estimation of Range Images Based on the Learning by Eigenspace Method

SHOHEI KAWANAKA,<sup>†</sup> SATOSHI KAWABATA,<sup>†</sup> SHINSAKU HIURA<sup>†</sup>  
and KOUSUKE SATO<sup>†</sup>

In this paper, we propose a method of super-resolution for color images using the eigenspace which represents autocorrelation in color images. This method also makes it possible to estimate range images from 2D color images using learned relationships between color and range images in nature scene. 3-D modeling of the scene is indispensable to build VR environment where repetitive surface such as brickwork or stone paving is often represented by too simple texture. Therefore, bump information much improves the reality of the surface. Fortunately, such surface has strong correlation between color and bump information, and we can estimate the bump values from color images using such relationships. We confirmed that our method enables superior super-resolution and shape restoration through experiments.

## 1. はじめに

景観や都市の3次元モデル化とそれに基づく自由視点映像の生成は、カーナビゲーションや仮想観光システムなど様々な分野に応用できる。このうち3次元モデルから映像を描画する部分は計算機技術の発展により速度・画質の両面で実用レベルに達しているが、実環境を高精細にモデル化するためのコストが普及を妨げている。特に映像描画部分では物体表面の凹凸や法線方向を利用して現実感のある表現が可能となっているが、このような情報をレンジファインダなどにより対象物全体にわたり取得するためには非常に大きな労力が必要である。そこで本論文では、対象物体表面のテクスチャや凹凸が自己相関性を持つことを利用し、簡易に高解像度テクスチャや凹凸情報を復元する方法

について述べる。

一般に木々や鉱物など自然物は、一定の構造や材質で構成されていることによりフラクタル的性質を持ち、それらのある領域の明度分布や形状は、他の領域と非常に高い相関性を持つことが多い。また、人工物でもレンガや石敷など環境モデルの表面属性として扱われることの多い物体は、色や形状が他の場所と高い相関性を持つと仮定できる場合が多い。そこでこのような相関性を知ることができれば低解像度画像の超解像度化をしたり、形状が既知の部分の情報をもとに形状が未知の部分の形状を濃淡画像から推定したりすることが可能であると考えられる。

従来、濃淡画像から物体表面の法線や凹凸を復元するためには Shape from Shading<sup>1)</sup> や Photometric Stereo<sup>2)</sup> などの方法が広く用いられている。しかしこれらの手法では光源に関する情報が、または異なった光源条件における複数の画像が必要である。また画像をもとに光源条件を復元する研究も行われている<sup>3)</sup>、

<sup>†</sup> 大阪大学大学院基礎工学研究科  
Graduate School of Engineering Science, Osaka University

これらを組み合わせ、形状と色が既知の領域の情報をもとに他の領域の形状をカラー画像から求めることは容易ではない．そこで本論文では光源や反射特性を場に復元せず、形や色の相関性を固有空間法<sup>4)</sup>を用いて学習・復元する．

固有空間を用いた画像の超解像度化には顔画像を対象とした研究<sup>5)</sup>がある．この研究では多数の顔画像を学習に用いており、これにより位置合わせ済みの顔画像の超解像度化を行っている．それに対し本論文では、対象のよりミクロな相関性に着目し、それを利用した超解像度化や形状復元が位置合わせなしに可能かどうかを検討した．

## 2. 固有空間を用いた画像の補間

天野らは画像中のテロップ領域などを穴埋めするため、BPLPを用いた欠損データの補間<sup>6)</sup>を提案しており、本論文でも同様の原理を用いる．まず、画像サイズ ( $W \times H$ ) より十分小さなウィンドウ ( $w \times h$ :  $w < W$ ,  $h < H$ ) で画像の局所領域を複数切り出し、学習サンプルとなるベクトル列  $X$  を取得する．このベクトル列の共分散行列の固有ベクトルを求めることで、それらを基底とする固有空間  $E$  を生成する．

$$X = [x_1, \dots, x_R], x_i = [x_{i1}, \dots, x_{i \cdot h}]^T \quad (1)$$

$$E = [e_1, \dots, e_D], e_i = [e_{i1}, \dots, e_{i \cdot h}]^T \quad (2)$$

ただし、 $R$  は切り出した局所領域の数、 $x_1, \dots, x_R$  は各局所領域の画像からそれらの平均  $c$  を引いたものである．また、 $D$  は使用する固有空間の次元数である．

欠損データの補間では、補間対象の画像を学習段階と同じウィンドウサイズ ( $w \times h$ ) で分割し、その  $i$  番目のものを  $x_i$  をする．この画像ベクトルを固有空間  $E$  へ投影すれば投影点  $p_i$  は次式で求められる．

$$p_i = E^T x_i \quad (3)$$

ここで、マスク行列  $\Sigma$  を対角行列とし、画像ベクトル内の欠損画素に相当する要素を 0、それ以外を 1 と定義すると、欠損が生じた画像ベクトルは、たとえば

$$\hat{x}_i = \Sigma x_i = [x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, 0, 0, 0, x_{i7}, \dots, 0]^T \quad (4)$$

と記述できるので、欠損が生じた場合の投影点  $\hat{p}_i$  と欠損していない場合の投影点  $p_i$  の対応関係は

$$\hat{p}_i \cong E^T \Sigma E p_i = T p_i \quad (5)$$

で求めることができる．よって、行列  $T$  の逆行列が存在すれば式 (5) の逆写像と 1 次結合を組み合わせることにより

$$x_i^* \cong E T^{-1} E^T \hat{x}_i \quad (6)$$

で欠損した領域の画像を補間することができる．

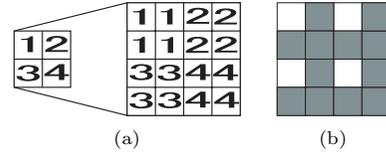


図 1 拡大による冗長画素の出現 (a) とマスク行列の概念図 (b)

Fig. 1 Redundancy pixels by expansion (a), Image of mask matrix (b).



(a)



(b)



(c)



(d)



(e)

図 2 入力画像 (a)、真値 (b)、バイキュービック補間 (c)、本手法: 学習サイズ  $8 \times 8$  (d)、本手法: 学習サイズ  $32 \times 32$  (e)

Fig. 2 Input (a), Ground Truth (b), Bicubic (c), Our method: learning size  $8 \times 8$  (d), Our method: learning size  $32 \times 32$  (e).

## 3. カラー画像の超解像度化

固有空間法をカラー画像に適用するため、本論文では

$$x_i = [x_{R1}, x_{G1}, x_{B1}, \dots, x_{Gw \cdot h}, x_{Bw \cdot h}]^T \quad (7)$$

のように RGB 値を順に並べることとする．また、本論文では画像を拡大したときに生じる冗長画素を欠損画素と見なし画像補間を行うことで超解像度化を行う．たとえば、図 1 (a) のように画像を単純に 2 倍に拡大した場合、 $2 \times 2$  サイズのウィンドウに分割すると 4 画素中 3 画素は冗長な画素となる．その 3 画素を図 1 (b) のようなマスク行列 (灰色部分が 0、白色部分が 1) を用いてマスクすることで、BPLP 法により画像補間を行う．

図 2 に実験結果を示す．学習には  $320 \times 480$  画素の植物の画像を用いた．また、超解像度化の対象画像は

表 1 各補間結果と元画像との誤差 (PSNR)

Table 1 Interpolation error (PSNR).			
	PSNR	Dimension	c.p.(D) [%]
8 × 8	24.8	15	87.3
32 × 32	24.5	160	87.1
Bicubic	23.6	—	—

学習用画像と同一の植物を同じ距離から撮影した別画像とした。図 2 (a) はその元画像の解像度を 1/4 にしたものの一部であり、図 2 (b) は真値 (元画像)、図 2 (c) は入力画像のバイキュービック補間結果、図 2 (d) は本手法によりウィンドウサイズ 8 × 8 で学習・補間した結果、図 2 (e) は同様に 32 × 32 で学習・補間した結果である。また、表 1 に各補間結果の PSNR、および使用した固有空間の次元数と累積寄与率 (cumulative proportion) を示した。

#### 4. 距離画像推定

カラー画像の各画素に距離画像の奥行き情報 (パンプ値) を付加した画像における画像ベクトルを、

$$\mathbf{x}_i = [x_{R1}, x_{G1}, x_{B1}, x_{Z1}, \dots, x_{Gw \cdot h}, x_{Bw \cdot h}, x_{Zw \cdot h}]_i^T \quad (8)$$

とし、このベクトルを用いて固有空間を生成する。ここで  $x_{Zj}$  はサイズ  $w \times h$  のカラー画像ウィンドウを左上からラスタ走査して  $j$  番目の画素に対応する距離画像の奥行き値である。ただし値は RGB 値とパンプ値ともに、最大値を 1 に正規化しておく。カラー画像から各画素に対応するパンプ値を推定する段階では入力画像ベクトルにおいてパンプ値をすべてマスクするようなマスク行列を設定し、2 章の手法で値を補間する。

実験で用いたカラー画像とそれに対応する距離画像は、コニカミノルタ社の非接触式デジタイザ VIVID910 で撮影されたデータを用いた。しかし実際には対象物体をつねに正面から計測するとは限らず、斜めに計測することがある。この場合、画像の両端でカメラからの距離値が大きく異なることとなり、固有空間による学習に悪影響を及ぼす。この問題に対処するため、対象物体の形状データに平面をあてはめ、その平面からの距離をパンプ値とすることとした。

実験では今城塚古墳の石敷カラー画像 (図 3 (a)) と同時に取得した距離画像 (図 3 (b)) を用いた。学習用画像の解像度はカラー画像、距離画像ともに 320 × 240 で、距離画像推定用画像は同一石敷で学習用画像とは異なるカラー画像を使用した。図 3 (c) は学習ウィンドウサイズ 2 × 2 画素、図 3 (d) は 8 × 8 画素である。表 2 に推定結果の PSNR、および使用した固有空間

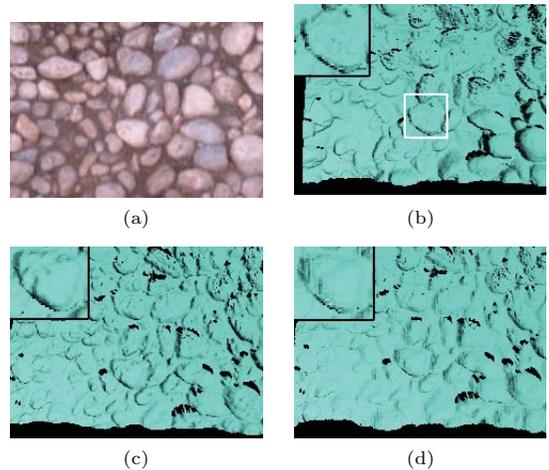


図 3 カラー画像 (a)、真の距離画像からのレンジリング結果 (b)、推定結果: 学習サイズ 2 × 2 (c)、推定結果: 学習サイズ 8 × 8 (d)

Fig. 3 Input color image (a), True range image (b), Estimated range image: leaning size 2 × 2 (c), Estimated range image: leaning size 8 × 8 (d).

表 2 パンプ値推定結果と元画像との誤差 (PSNR)

Table 2 Estimation error (PSNR).			
	PSNR	Dimension	c.p.(D) [%]
2 × 2	31.25	4	98.9
8 × 8	31.37	9	96.1

の次元数と累積寄与率を示した。

#### 5. 考察と今後の展望

超解像度化・距離画像推定どちらにおいても、補間対象となる領域と異なる画像を用いて学習したことから、一部の詳細情報から広範囲の情報を詳細化できることが確認できた。以下にそれぞれにおける考察と今後の展望を述べる。

##### 5.1 超解像度化について

本手法で超解像度化した結果は 2 種類ともバイキュービック補間より PSNR 値が良いものとなった。見た目では 8 × 8 サイズのウィンドウで学習・補間した結果はバイキュービック補間とほぼ同じであり、また 32 × 32 サイズのウィンドウで学習・補間した結果は、ノイズが多いがバイキュービック補間よりも高周波成分を復元しており、ジャギーが軽減されていることが分かる。これは学習サイズが大きい方が画像内の物体の特徴をより詳細に抽出できることを示しており、反対に学習サイズが小さいと特徴抽出は不十分だが、相関性の高い部分の情報しか持たないため、信号処理的補間と同様、比較的ノイズの少ない補間ができると考えられる。

本論文では1枚の画像を拡大/縮小することによって得た低解像度画像を対象に評価したが、今後はより広い領域をモデル化することを前提に、様々な距離や位置から撮影した画像から、全体の詳細化がどの程度可能かの検証を行う必要がある。

### 5.2 距離画像推定について

推定結果を見ると、カラー画像のRGB情報からバンプ値が学習され、正確ではないが概形の特徴を自然に見える程度に推定していることが分かる。しかし、図3(c)は学習サイズが小さいために、単なる画像の明暗と奥行きの間関係程度しか学習できておらず、石の汚れにバンプ値が大きく影響され表面ががたついた結果となっている。反対に、図3(d)のように学習サイズを大きくするとより滑らかで真値に近い結果が得られるが、各ウィンドウの境界でずれが生じているのが分かる。

Shape from Shadingなどの知見から考えると、直接バンプ値を求めるよりは物体表面の法線方向を求める方がよく、またCG描画にも利用しやすいとも考えられる。また同様の手法により物体表面の反射率や光沢度が求められる可能性もあるため、今後はより良い前処理と合わせ検証する予定である。

### 参考文献

- 1) Horn, B.K.P. and Brooks, M.J.: *Shape from Shading*, MIT Press, Cambridge Mass. (1989).
- 2) Woodham, R.J.: Photometric Method for Determining Surface Orientation from Multiple Images, *Optical Engineering*, Vol.19, pp.139-144 (1980).
- 3) 佐藤いまり, 佐藤洋一, 池内克史: 物体の陰影に基づく光源環境の推定, 情報処理学会論文誌: コンピュータビジョンとイメージメディア, Vol.41, No.SIG 10 (CVIM 1), pp.31-40 (2000).
- 4) 村瀬 洋: 固有空間法による画像認識, コンピュータビジョン—技術評論と将来展望, 新技術コミュニケーションズ, chapter 14, pp.206-218 (1998).
- 5) Baker, S. and Kanade, T.: Hallucinating faces, *4th International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition* (2000).
- 6) 天野敏之, 佐藤幸男: 固有空間法を用いたBPLPによる画像補間, 電子情報通信学会論文誌 D-II, Vol.J85-D-II, No.3, pp.457-467 (2002).

(平成18年9月5日受付)

(平成19年3月20日採録)

(担当編集委員 出口 光一郎)



川中 昇平

1983年生。2006年大阪大学基礎工学部システム科学科卒業、現在同大学院基礎工学研究科博士前期課程に在学。3次元画像処理の研究に従事。2006年情報処理学会CVIM研究会卒論セッション優秀賞受賞。



川端 聡

1980年生。2003年大阪大学基礎工学部システム科学科卒業、2005年同大学院基礎工学研究科修士課程修了、現在同研究科博士後期課程に在学。3次元動画画像計測・処理の研究に従事。2003年情報処理学会CVIM研究会卒論セッション優秀賞受賞。



日浦 慎作(正会員)

1972年生。1993年大阪大学基礎工学部制御工学科飛級中退、1995年同大学院基礎工学研究科修士課程、1997年同博士課程短期修了。同年京都大学工学部リサーチアソシエイト。1999年大阪大学大学院基礎工学研究科助手、2003年同助教授。3次元動画画像計測・処理に従事。1993年電気関係学会関西支部連合大会奨励賞、2000年画像センシングシンポジウム優秀論文賞受賞、日本VR学会会員。博士(工学)。



佐藤 宏介(正会員)

1962年生。1983年大阪大学基礎工学部制御工学科卒業、1985年同大学院基礎工学研究科修士課程修了。1986年大阪大学基礎工学部助手、1988年カーネギーメロン大学ロボット工学研究所客員研究員、1992年大阪大学基礎工学部講師、1994年奈良先端科学技術大学院大学情報科学研究科助教授、1999年大阪大学大学院基礎工学研究科助教授、2003年同教授。3次元画像計測、仮想現実感、デジタルアーカイブ等の映像情報メディアの研究に従事。1987年篠原記念学術奨励賞受賞。色彩学会、VR学会、IEEE等各会員。