

1. はじめに

近年, VR システムによるウォークスルーや, 立体表示のできるカーナビゲーションシステム, 3DCG ゲーム等の3次元情報提示が我々の身の回りに多数存在している. これらは物体・環境の情報を多視点から表示させることができるため, 単なるカラー写真と比べてよりリアルで正確な情報が伝達でき, 注目されている. しかしこれらは物体やシーンの形状情報が必要であり, 現在ではそれらを取得するには非常に多額のコストや労力を必要とする. 一方, 画像には自己相関性や, カラー画像と距離画像との相関性が存在するため, 一部のカラー画像と距離画像との関係を学習することができれば, 広い範囲の距離画像をカラー画像から推定することが可能であると考えられる. そこで, 本研究ではカラー画像の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なう. 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の形状推定を行なう.

2. 固有空間を用いた画像特徴抽出と欠損要素推定

自己相関性を有するカラー画像( $W \times H$ )からごく小さいウィンドウサイズ( $w \times h; w < W, h < H$ )を切り出し, 各画素の RGB 値を一列に並べて画像ベクトル  $x$  を生成する. 学習段階では, それらを多数並べた画像ベクトル列  $X$  に対して, その共分散行列の固有ベクトル列  $E$  を, 特異値分解を利用して求める. また, 距離画像推定に用いる画像に対しては, 各画素の RGB 値の後ろにその画素におけるバンプ値を付加した画像ベクトルを生成し, 同様に固有ベクトルを生成する. 次に, 補間段階では, 入力画像ベクトル  $y$  に対して BPLP と呼ばれる以下の式(1)で欠損要素を補間する. ここで,  $\Sigma$  は画像ベクトル  $y$  内の欠損画素の値を 0 とするようなマスク行列である. 距離画像推定においては, 画像ベクトル内の全てのバンプ値を 0 とするようなマスク行列を設定することで, 固有空間を用いて, 画像の RGB 値から各画素に対応するバンプ値を推定することが可能となる. 図 1 にカラー画像の学習・補間の概念図を示す.

$$y^* = E(E^T \Sigma E)^{-1} E^T \Sigma y \quad (1)$$

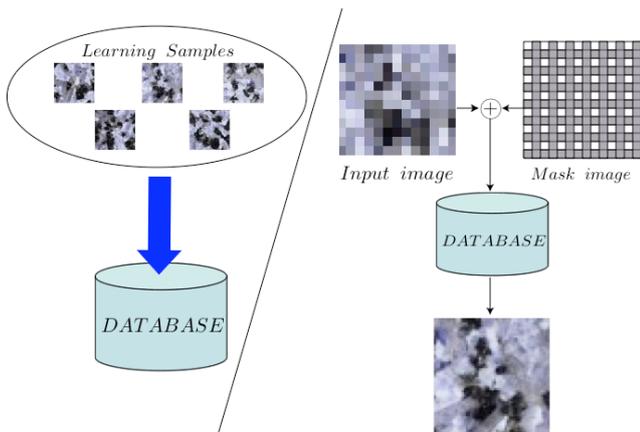


図 1 : 学習と補間の関係

3. 画像補間・推定結果

図 2(a)のような鉱物テクスチャ画像を 1/2 縮小, 2 倍拡大することにより低解像度化した画像(b)に対して 2 種類の学習サイズで画像補間を行なった. このとき, 学習に使用した小画像は補間時とずらした画像を用いた. また, 各学習サイ

ズに対して PSNR を比較した. 図 2(c),(d)に補間結果を, 表 1 に各補間の PSNR を示す.

次に, 石敷のカラー画像, 及びそれに対応する距離画像を用いてカラーとバンプとの相関性を学習し, 同じカラー画像からバンプ値を推定した.  $4 \times 4$  で学習し, 作成した固有空間の次元数は 2 に設定したところ, 累積寄与率は 99.2%, バンプ値のみの PSNR は dB 表示で 32.96 であった. 図 3 に結果を示す.

4. まとめ

本研究では, カラー画像の自己相関性を利用して画像の超解像度化を行なった. また, カラーデータと距離データとに強い相関性をもつ画像に対して, その特徴を抽出・学習することにより, カラー画像から距離画像を推定できることが確認できた.

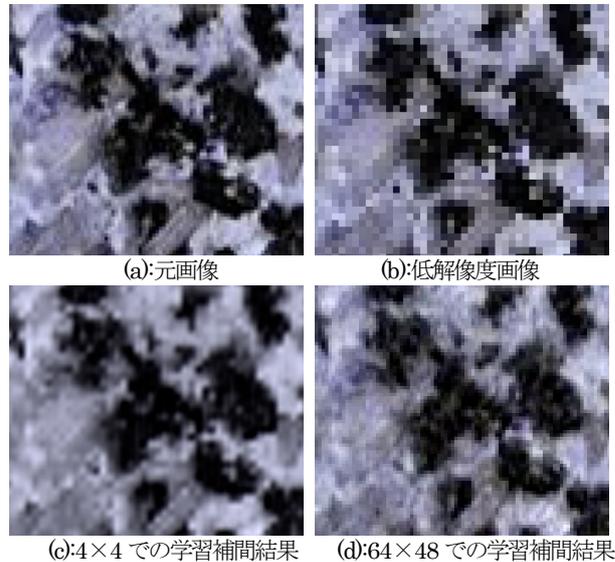


図 2 : 鉱物テクスチャ画像の高解像度化

表 1 : カラー画像補間の PSNR 比較

学習サイズ	PSNR	固有空間	累積寄与率
4×4	23.20	4	92.7
64×48	20.44	300	99.1

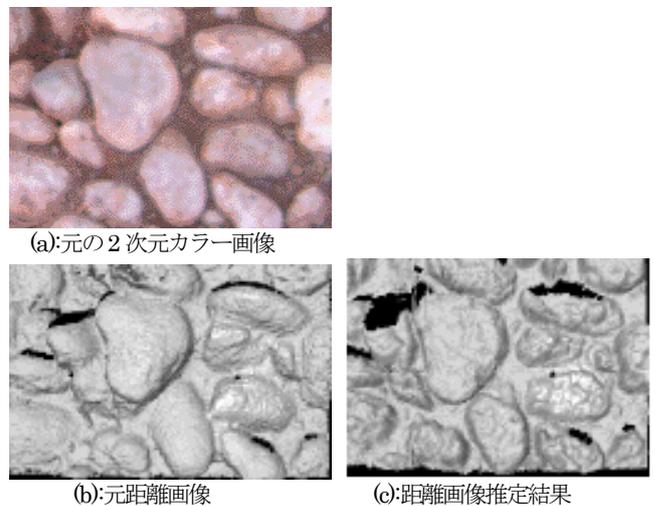


図 3 : 石敷の距離画像推定結果