

## Curvelet 変換を用いた学習型超解像度手法に関する研究 A Study on Learning-based Super-Resolution utilizing Curvelet Transform

鈴木 雄太<sup>†</sup>  
Yuta Suzuki

後藤 富朗<sup>†</sup>  
Tomio Goto

平野 智<sup>†</sup>  
Satoshi Hirano

桜井 優<sup>†</sup>  
Masaru Sakurai

### 1. はじめに

近年、大型表示装置の普及にともない、表示映像の高解像度化の必要性が高まっている。解像度変換の基本的な手法として線形補間が挙げられるが、高周波数成分を補間することができず、画像がぼやけてしまう。この問題を解決するため超解像技術と呼ばれる手法が注目されており、その中でも、Total Variation (TV) 正則化手法を用いた手法 [1] が画像のエッジの急峻さを保ちつつ画質劣化が発生しないということから、最も有望な手法のひとつである。しかし、この手法はテクスチャ成分の拡大に線形補間を用いており、高周波数成分の推定、復元が不十分である。この問題に対して、先行研究において、テクスチャ成分の拡大に学習型超解像手法を用いる手法 [2] を提案した。この手法では、学習法を用いた超解像処理において、Wavelet 変換による周波数分解を行っており、水平および垂直方向成分のみ考慮しているため、本研究では、信号の方向性を考慮した解析手法である Curvelet 変換を用いた学習型超解像度手法を提案し、その効果について検討する。

### 2. Curvelet 変換

Wavelet 変換は矩形領域内に局在する波を用いて信号を変換するが、傾いた細長い領域などの変換には適していないため、傾いた直線上に局在する波を用いて分解を行う Ridgelet 変換が提案された。しかし、Ridgelet 変換は Wavelet 変換とは逆に等方的な領域内に局在するような信号には適していない。そこで Wavelet 変換と Ridgelet 変換を組み合わせた Curvelet 変換 [3] が提案されている。Curvelet 変換の変換手順を図 1 に示す。まず入力画像に対して 2 次元 Wavelet 変換を行い、画像を複数のスケールに分解する。次に得られたスケールごとにブロック分割し、ブロックごとに Ridgelet 変換を行う。

Ridgelet 変換とは、入力画像を Radon 変換した後、Wavelet 変換することと等しい。Radon 変換の変換式を式 (1) に示す。

$$R_f(\theta, X) = \int_l f(x, y) dY \quad (1)$$

式 (1) および Wavelet 変換を用いることにより、Ridgelet 変換の定義式は式 (2) で表すことができる。

$$R_f(a, b, \theta) = \int R_f(\theta, X) a^{-1/2} \psi((X - b)/a) dX \quad (2)$$

ここで変数  $a$  はスケール、変数  $b$  はシフト、変数  $\theta$  は角度を表している。あらゆる角度方向について輝度値を線積分する Radon 変換により直線上のエッジを効果的に表現することができる。

Wavelet 変換は、波の方向に対しては柔軟な対応ができなかったが、Curvelet 変換は Wavelet 変換と Ridgelet 変換を組み合わせることで様々な形状の信号に適応させることができ、波の方向に対しても特性を評価できる。

### 3. TV 正則化と Wavelet 変換を併用した学習型超解像度手法

#### 3.1. 学習型超解像度手法

学習型超解像度手法は一般に用いられる線形補間とは異なっており、高解像度画像を低解像度画像に対しての信号処理のみで得るのではなく、異なる高解像度データセットを用いて処理を行う。

入力画像を用意し、学習用低解像度画像を学習用高解像度画像のダウンサンプリングにより得る。次にそれぞれの画像に対しての特徴ベクトルを算出し、ブロック分割によりパッチを作成する。次にそのパッチを用いて LLE による学習を行い、高周波数成分の推定を行う。以上より推定された高周波数成分を線形補間により拡大された低周波数成分に足し合わせることでエッジの鮮鋭化を図る。

#### 3.2. Wavelet 変換を組み込んだ学習型超解像度手法 (従来法)

TV 正則化を用いた学習型超解像度手法の概要を図 2 に示す。従来法では、入力画像を TV 正則化分離によって骨格成分とテクスチャ成分に分け、骨格成分を TV 正則化拡大法、テクスチャ成分の拡大に学習型超解像度手法を用いる。従来法の学習型超解像度手法においては、学習用画像および入力画像のテクスチャ成分を Wavelet 変換で帯域分割したあと、各帯域ごとに分類し、各成分ごとに LLE を用いて学習を行う。

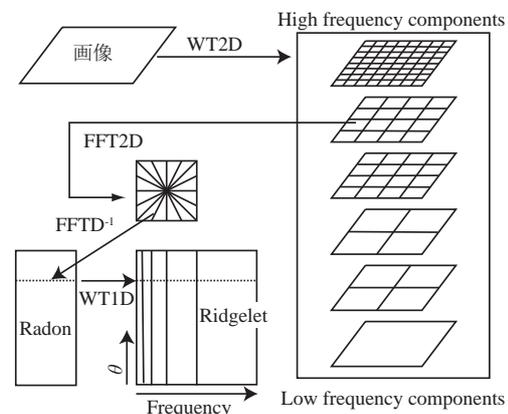


図 1: Curvelet 変換の手順

<sup>†</sup>名古屋工業大学大学院 工学研究科 情報工学専攻

4. Curvelet 変換を組み込んだ学習型超解像度手法 (提案法)

提案法の概要を図3に示す. 提案法では図2の学習型超解像度部分において図3の処理を行う. つまり, TV 正則化分離後のテクスチャ成分の高域成分に対して各帯域成分の分解を Curvelet 変換により行う. Curvelet 変換で帯域分割を行うことにより, Wavelet 変換を用いた場合よりも, 斜め方向の高周波数成分の推定において精度が上がり, 出力画像の鮮鋭化の改善が期待できる.

5. 実験結果

入力画像に対して線形補間である Lanczos3 補間法, 従来法および提案法を用いて4倍に拡大し, 出力画像を得た. 図4に学習用画像, 図5, 6に Lighthouse および Parrots 画像を用いた場合の実験結果を示す. 線形補間での拡大は学習型超解像を使用した従来法および提案法と比べ, 不鮮明な画像となっており, 従来法と提案法による拡大画像はエッジ成分が高精細になっている. また, 提案法は従来法に比べて, エッジ付近でのノイズが少なく, テクスチャ成分が鮮明になっていることが分かる. これにより, 提案法による画像拡大は高周波数成分の復元に成功し, 高精細な画像が得られることを確認した.

6. むすび

本稿では, 画像の周波数解析として, 信号の方向性を考慮した変換手法である Curvelet 変換を用いた学

習型超解像度手法を提案した. 実験結果より, 提案法は従来法と比べ, エッジ部分の鮮鋭感の改善がみられ, Curvelet 変換の有効性を確認した.

今後の課題として, 従来法に比べ演算量が増え処理時間が増加していることから, 処理の高速化が挙げられる. また, 複数の学習用画像を用いた超解像画像の更なる画質向上も今後の課題である.

参考文献

[1] T.Saito and T.Komatsu, "Image Processing Approach Based on Nonlinear Image-Decomposition", IECE Trans Fundamentals, pp.696-707, Vol.E92-A, No.3, Mar.2009.  
 [2] A.Yoshikawa, S.Suzuki, T.Goto, S.Hirano and M.Sakurai "Super resolution image reconstruction using total variation regularization and Learning-based method", IEEE International Conference on Image Processing, pp.1993-1996, Sep.2010.  
 [3] M.J.Fadili and J.-L.Starck "Curvelets and Ridgelets", Encyclopedia of Complexity and Systems Science, Vol.3, pp.1718-1738, 2002.



図4: 学習用画像 (Tiffany 画像)

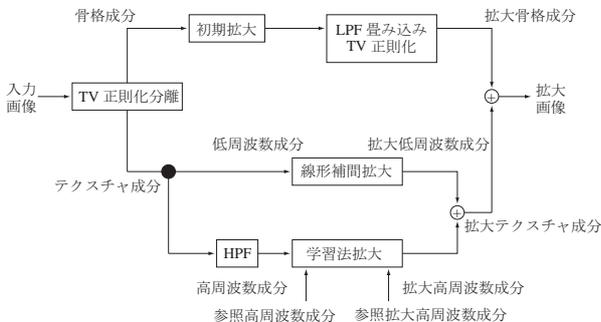


図2: TV 正則化を用いた学習型超解像度手法の流れ

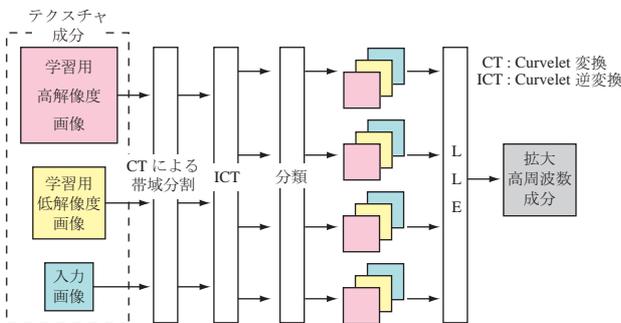
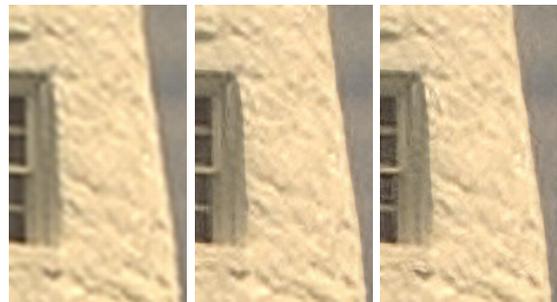
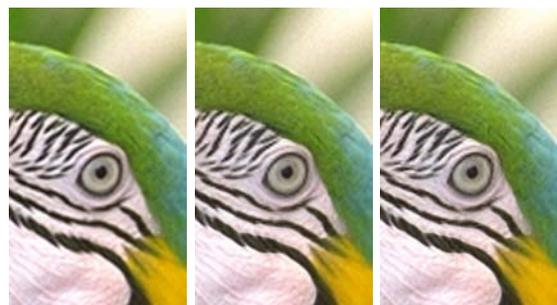


図3: Curvelet 変換を用いた学習型超解像手法



(a) Lanczos3 (b) 従来法 (c) 提案法

図5: 拡大画像 (Lighthouse 画像)



(a) Lanczos3 (b) 従来法 (c) 提案法

図6: 拡大画像 (Parrots 画像)