多段超解像処理による視覚的な画質改善
Visual Improvement of Image Quality by Multi-step Super-Resolution

矢野 仁愛† 渡辺 裕†
Niai YANO† Hiroshi WATANABE†

†早稲田大学大学院 基幹理工学研究科
†Graduate School of Fundamental Science and Engineering, Waseda University

Abstract In recent years, high-quality imaging technology has become increasingly important due to a drastic improvement of output devices. Example-based Super-Resolution is a technique to acquire high-resolution output from low-resolution input using dictionary-based machine learning approach. In this paper, we show that visually sharper images can be obtained by synthesizing some example-based Super-Resolution.

1. はじめに

出力デバイスの解像度は年々向上しており，入力された低解像度画像を高解像度で出力する機会が増加しつつある．一方で，低解像度の画像を従来の線形補間技術により拡大すると，高周波成分の欠落によりぼやけた画像が生じる．超解像処理は線形の補間技術の能力を上回る高画質化技術であり，中でも学習型超解像は，事前に学習した辞書を利用することで，高解像度出力画像を取得する．

我々は，学習型超解像である A+ (Adjusted anchored neighbor regression) [1]，SRCNN Super-Resolution Convolutional Neural Network) [2]，ScSR (Sparse-coding Super-Resolution) [3] について，これらの手法の超解像処理部を直列的に合成することで，より高精細な画像を取得する手法を考案する．実験結果より，提案手法では視覚的に鮮明な画像が取得できることを示す．

2. 超解像処理と学習型超解像

超解像処理とは，低解像度の入力画像から，高解像度出力画像を取得する技術である．超解像処理のうち学習型超解像は，単一の入力画像から高解像度画像を生成でき，復元精度の高い手法として知られている．学習型超解像の概念図を図 2.1 に示す．

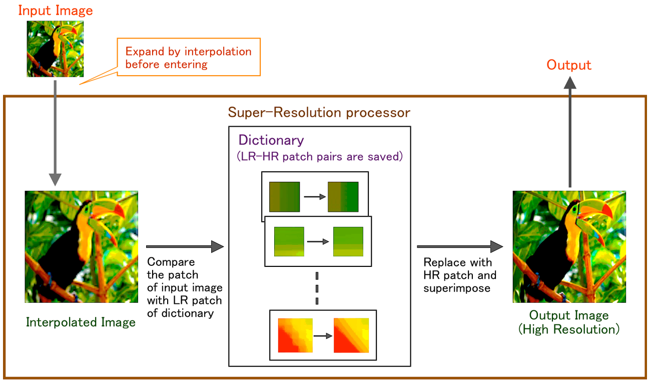


図 2.1 学習型超解像の概念図

学習型超解像では一般に，超解像処理の前処理として，入力画像を Bicubic 法などの既存の拡大手法により拡大する．続いて，その拡大画像をパッチに分割し，辞書を用いて各低解像度パッチを高解像度のパッチに置換・重畳することで出力画像を生成する．ただし，高解像度パッチへの置換方法は超解像手法により異なり，SRCNN は辞書中で入力低解像度パッチを高次元ベクトルとして表現し，非線形写像により高解像度パッチへとマッピングを行う．また，A+ や ScSR は，スパース信号表現の概念に基づいた超解像処理を行うため，辞書内には低解像度の基底に 1 : 1 で対応する高解像度の基底を保存している．超解像処理部では低解像度パッチを基底の線形和として表現し，それらを対応する高解像度の基底に置換して，元のスパース表現によりパッチを再構成する．

3. 提案手法

これらの三つの学習型超解像は，事前学習において，Bicubic 法による拡大画像―高解像度画像間の対応を学習している．したがって，辞書中では同じ画像サイズの低画質な画像から高画質な画像への置換が行われる．これは，超解像処理が Bicubic 法による拡大処理を除けば擬似的に高画質化フィルタとみなせることを示す．この考えに基づき，提案手法では異なる手法の超解像処理部を直列的に連結することで，より高画質な画像を取得することを提案する．提案手法の構成を図 3.1 に示す．

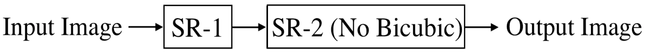


図 3.1 提案手法の構成

4. 実験方法

実験の全体構成を図 4.1 に示す．

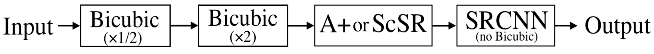


図 4.1 提案手法の構成

提案手法では画像サイズが 2 倍に拡大されるため，超解像入力前に入力画像を縮小することで実験結果と入力画像とを比較する．入力画像，超解像結果 1 段目および 2 段目は全て同じ画像サイズである．本実験では，超解像処理 1 段目に A+または ScSR を，2 段目に SRCNN を使用し，入力画像は標準画像 Set14 [1][2] を使用した．

5. 実験結果

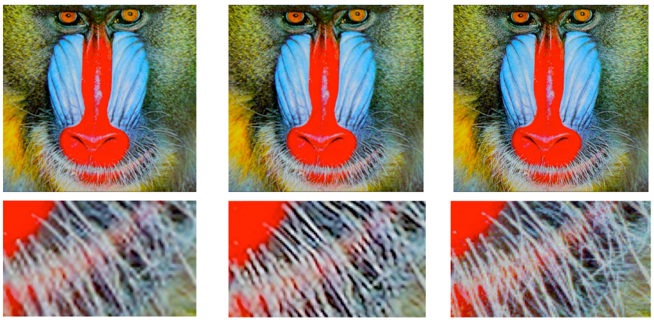
A+と SRCNN の合成結果の一例を図 5.1 に示す．図 5.1 は左から順に，Bicubic 法による拡大画像，

(a) Bicubic　(b) A+　(c) A+ → SRCNN　(d) Bicubic　(d) A+　(e) A+ → SRCNN

図 5.1 Bicubic 法，通常の超解像結果，提案手法の比較（*Comic.bmp*）

A+による超解像結果，提案手法による超解像結果とそれぞれの拡大画像を示す．図より，A+と SRCNN とを合成することで，より高精細な画像を取得できることが確認できる．特に，提案手法ではエッジが鮮明になり，伝統衣装の銀の装飾や水や落ち葉が細部まで表現できていることが確認できる．

また，ScSR と SRCNN の合成結果を図 5.2 に示す．



(a) GroundTruth　(b) ScSR　(c) ScSR → SRCNN

図 5.2 正解画像，通常の超解像結果，提案手法の比較（*Baboon.bmp*）

図 5.2 はそれぞれ正解画像，ScSR による超解像結果，提案手法による超解像結果とそれぞれの拡大画像を示す．拡大画像の比較から，通常の超解像結果では髭自体は明瞭になるが，コントラストが強調され過ぎており，原画像とは異なる画像となっている．一方で，提案手法では繊細な表現は保ちつつ，より原画像に近い表現ができていることがわかる．

また，定量的な比較として PSNR および SSIM を測定した．図 5.1，図 5.2 の画像について通常の超解像結果と提案手法の PSNR および SSIM の比較を表 5.1 に示す．

表 5.1 PSNR と SSIM の比較

Image Name	Method	PSNR	SSIM
Comic.bmp	A+	28.326	0.9345
	Proposed	24.963	0.8958
Baboon.bmp	ScSR	25.322	0.8285
	Proposed	23.823	0.8073

表 5.1 より，提案手法は通常の超解像結果よりも定量的数値は改善できていないことがわかる．これは提案手法の画素位置にずれが生じていることが原因であると考えられる．

以上から，提案手法では視覚的には良好な画像が取得できる一方で，PSNR や SSIM は低下してしまうことが確認された．ここで，文献[4]では PSNR や SSIM などの再構成精度と知覚品質が一致しないことが示されており，再構成誤差を最小限にするモデルは視覚的に不快な結果を生む傾向にあると示されている．さらに，NIQE [5]や PI [4]は知覚認識 SR アルゴリズムの知覚品質を正しく評価できることが述べられている．

6. むすび

本稿では，超解像処理と学習型超解像について説明し，複数の学習型超解像手法を合成することで，視覚的に良好な出力画像を取得できることを示した．一方で，PSNR や SSIM のような評価指標では画質の向上が見られないことを確認し，この原因として，提案手法では画素位置にずれが生じていることを考察した．

文　献

[1] R. Timofte, V. De Smet, and L. Van Gool : “A+: Adjusted anchored neighborhood regression for fast super-resolution” Proc. IEEE Asian Conf. on Computer Vision, pp.111–126 (Nov. 2014)

[2] C. Dong, C. C. Loy, K. He, and X. Tang : “Image Super-Resolution Using Deep Convolutional Networks” IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.38 Issue.2, pp.1-14 (Jul. 2015)

[3] J. Yang, J. Wright, T. Huang, and Y. Ma : “Image super-resolution via sparse representation” IEEE Trans. Image Process, Vol.19, No.11, pp.2861-2873 (May. 2010)

[4] Y. Blau, R. Mechrez, R. Timofte, T. Michaeli and L. Zelnik-Manor : “2018 PIRM Challenge on Perceptual Image Super-resolution” pp.1-22 (Oct. 2018)

[5] A. Mittal, R. Soundararajan and A. C. Bovik : “Making a “Completely Blind” Image Quality Analyzer” Vol.20, Issue.3, pp.209-212 (Mar.2013)

† 早稲田大学 大学院 基幹理工学研究科 情報理工・情報通信専攻 渡辺研究室

〒169-0072 東京都新宿区大久保 3-14-9
早大シルマンホール 401 号室

TEL. 03-5286-2509
E-mail: 7ncsmarvelous15@fuji.waseda.jp