

# 機械学習に基づくマルチステップ超解像を応用した高解像度化処理手法 High-Resolution Processing Applying Machine Learning Based Multi-Step Super-Resolution

矢野仁愛†

Niiai Yano

†早稲田大学大学院

渡辺裕†

Hiroshi Watanabe

基幹理工学研究所

Graduate School of Fundamental Science and Engineering, Waseda University

## 1. まえがき

学習型超解像とは、機械学習により作成した事前学習辞書を使用して、低解像度画像から高解像度画像を取得する技術である。我々は過去の研究において、学習型超解像が拡大処理を除く超解像処理部のみを見れば高画質化フィルタとみなせるという仮説を立脚し、その特性を活かしたマルチステップ超解像により主観品質を大幅に向上させた[1]。さらに、マルチステップ超解像の各超解像処理部の前後に回転/反転処理とその復元処理を適用することで、再構成精度も向上できることを示した[2]。本稿では、上記の手法をさらに改善することで、画質評価指標による客観的画質、および、視覚的な主観画質の双方を向上させる。

## 2. 従来手法

超解像は高解像度化技術の一手法である。中でも、事前学習辞書を利用する学習型超解像は、低解像度時に欠落している高周波成分を付加することで高画質な出力画像を取得可能な手法である。我々はこれまでの研究で、学習型超解像である A+(Adjusted anchored neighbor regression) [3]、または ScSR (Sparse-coding Super-Resolution) [4]の通常の超解像処理後に、Bicubicによる補間拡大処理を除く SRCNN(Super-Resolution Convolutional Neural Network) [5]の超解像処理部を直列的に連結した、マルチステップ超解像(MSSR) という手法を考案した[1]。この手法では、拡大処理を含む通常の超解像処理の後に“擬似的な高画質化フィルタ”である学習型超解像の超解像処理部のみを連結することで、視覚的な画質が大幅に向上することを示した。さらに、MSSR+は、MSSR 中の 2つの超解像処理部の前後に回転/反転処理とその復元処理を付加し、重畳する手法である [2](図 1)。MSSR+では、主観品質および再構成精度が MSSR よりも向上することを確認した。

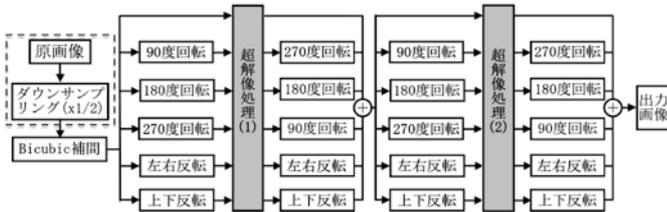


図 1. 従来手法(MSSR+)の構成図

## 3. 提案手法

本稿では、MSSR+をさらに改良した MSSR+2 を提案する。提案手法の概念図を図 2 に示す。

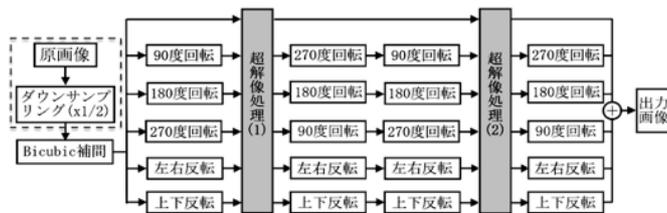


図 2. 提案手法(MSSR+2)の構成図

提案手法では、MSSR の 1 段目の超解像処理後、回転状態を復元した後に、“重畳処理を行わずに”直接次の回転・反転処理を実行する。原画像入力時の 1/2 ダウンスampling は、出力画像の再構成精度を比較するため事前処理である。提案手法では、図

のような構成をとることで、1 段目の超解像時と同じ回転状態の画像が 2 段目の超解像処理部に入力されることになる。

## 4. 実験方法

実験は、標準画像 Set5, Set14 [3][5]について行い、画質評価は、PSNR(Peak Signal-to-Noise Ratio)、SSIM (Structural Similarity) による再構成精度の比較と、BRISQUE (Blind/ Referenceless Image Spatial Quality Evaluator)による非参照画質評価、および、目視による定性的比較により行った。

## 5. 実験結果

再構成精度(PSNR および SSIM) の比較結果を表 1 に示す。

表 1. 再構成精度の比較 (差分の平均値)

超解像手法 比較対象	MSSR+2 (A+ to SRCNN)		MSSR+2 (ScSR to SRCNN)	
	MSSR+	MSSR	MSSR+	MSSR
PSNR [dB]	+0.0189	+0.5726	+0.0043	+0.6237
SSIM	+0.0002	+0.0058	+0.0002	+0.0065

PSNR および SSIM は、従来手法である MSSR や MSSR+ よりも平均的に向上し、A+利用の MSSR+2 では PSNR、SSIM とともに全ての画像で向上し、ScSR 利用の MSSR+2 では、PSNR は 19 種中 15 種で、SSIM は 19 種中 17 種で向上した。また、BRISQUE は非参照画質評価指標であるため、画像縮小前の原画像についても画質評価の実行が可能である。BRISQUE 値の比較から、MSSR+2 では MSSR の構成技術である A+ や ScSR よりも平均的に BRISQUE 値を削減でき、さらに、原画像よりも画質が向上し得ることが確認された。続いて、出力画像の比較を図 3 に示す。

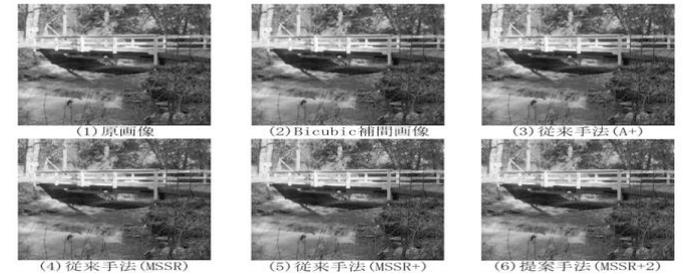


図 3. 実験結果の比較

目視による比較から、提案手法では輪郭がよりはっきりとし、最も擬輪郭やリングが緩和されることが確認できた。

## 6. 結論

本稿では、MSSR+をさらに改良した MSSR+2 を提案し、主観品質および客観品質が従来手法よりも向上することが確認された。

### 参考文献

- 矢野仁愛, 渡辺裕: “多段超解像処理による視覚的な画質改善”, 映像情報メディア学会冬季大会, 14D-5, Dec. 2018
- N. Yano and H. Watanabe: “Image Quality Enhancement with Machine Learning Based Multi-Step Super-Resolution,” ICAIC, Feb. 2020.
- 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.
- 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.
- 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.

〒 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, FAX: 03-5286-3488, Email: 7ncsmarvelous15@fuji.waseda.jp