

画像の方向性を考慮した超解像処理技術

Super-Resolution Technology Considering Directionality of Image

矢野 仁愛[†] 梅田 聖也[†] 渡辺 裕[†] 猪飼 知宏[‡] 中條 健[‡] 伊藤 典男[‡]
 Nai YANO[†] Seiya UMEDA[†] Hiroshi WATANABE[†] Tomohiro IKAI[‡] Takeshi CHUJOH[‡] and Norio ITO[‡]

[†] 早稲田大学 [‡] シャープ株式会社
[†] Waseda University [‡] Sharp Corporation

Abstract We show that in A+, ScSR and SRCNN, which are the state-of-the-art Super-Resolution technologies, the level of image quality improvement varies according to the “directionality” within the patch of the input image. Based on this observation, we propose a method to further improve quality of the image employing the “directionality”.

1. はじめに

近年の出力デバイスの性能の飛躍的な向上や、画面サイズの拡大に伴い、映像を高精細に出力するための高画質化技術が重要になっている。この高画質化技術のうち、単一画像超解像は低解像画像中で欠損した高周波成分を入力低解像画像に付加することによって画質を向上させる手法である。

単一画像超解像の中でも学習型超解像は事前に学習したパラメータや辞書を利用して超解像処理を行うことから、特に精度が高い手法として注目されている。この学習型超解像の主な手法には SRCNN (Super-Resolution Convolutional Neural Network)^[1] や ScSR (Sparse-coding Super-Resolution)^[2], A+ (Adjusted anchored neighbor regression)^[3] などがある。これらの手法では事前学習による辞書や情報（以下単に辞書）を用いて高周波成分を推定する。

本稿では、超解像結果が事前学習の画像内のパッチに存在する方向性に依存して変化することを実験により示す。さらにこの方向性を利用して超解像画像の品質を向上させる手法について検討する。

2. 超解像画像品質とパッチの方向性

学習型超解像の主な手法である SRCNN, ScSR, A+ では、入力画像を Bicubic 法などの補間技術により拡大した後にその画像をパッチに分割し、事前学習で取得した情報を利用して低解像パッチを高解像パッチに置換 / フィルタを施すことによって高精細な画像を取得することが可能である。これらの手法は復元精度が高く、一枚の入力画像から高解像度の画像を取得できるため、符号化技術への適応も検討されつつある。

その一方で、これらの手法は辞書に基づいて超解像処理を行うことから、学習した画像のパッチに存在するテクスチャやエッジの方向性に依存して、超解像処理の結果が変化すると考えられる。我々はこの性能変化を確認するために次のような実験を行った。実験方法および実験結果を次の図 2.1 および表 2.1 に示す。

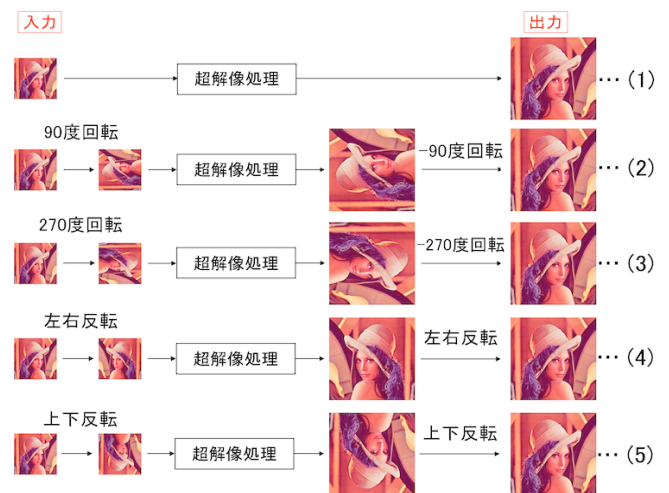


図 2.1 パッチの方向性による画質変化の測定方法

表 2.1 回転/反転状況による PSNR 値の変化 (Lena)

手法 \ 回転/反転	Normal	90度回転	270度回転	左右反転	上下反転
SRCNN	31.310	31.362	31.213	31.071	31.320
ScSR	33.419	33.433	33.455	33.358	33.455
A+	33.962	33.906	33.933	33.933	33.957

図 2.1 の(1)は入力画像を通常通り超解像処理する場合を示す。(2)から(5)はそれぞれ、90度回転 / 270度回転 / 左右反転 / 上下反転してから超解像処理を行い、再び元の回転/反転状態に戻す場合を示す。また、表 2.1 は実験結果の一例であり、標準画像 Lena に対して図 2.1 に示す処理を行った場合の PSNR(Peak Signal to Noise Ratio) 値の変化を示す。

同様の実験により得られた複数の実験結果から、回転/反転を行う場合は通常の超解像処理と比較して、SRCNN では平均 0.0926 dB, ScSR では平均 0.0435 dB, A+ では平均 0.036 dB の変化が生じることを確認した。超解像手法と回転角度により、画像品質の向上あるいは低下が見られる。

3. 提案手法

辞書のパッチ中の方向依存性を解消する手法としては、画質の向上度が小さい方向性を検出し、再学習を行ってその向きにおける学習量を増やす手法、方向性が網羅されているような画像を用意して再学習を行う手法などが考えられる。しかし、前者の方法では辞書サイズの増大によるメモリ容量の増加および処理速度の低下の問題点があり、後者の手法では全方向性を網羅するような画像の用意が困難といった問題が生じる。そこで我々は、この「辞書のパッチ中の方向性」を利用し、上で得られた通常の超解像結果と回転/反転を付加した超解像結果とを重畳することによって、再学習を行うこと無しに更なる画質の向上を図る方法を提案する。

4. 実験方法および実験結果

提案手法では、2章の図 2.1 で取得した 5 枚の画像について加算平均を行ったものを最終出力とする。また、PSNR 値の算出のため、テスト画像を 1/2 にダウンサンプリングしたものを入力画像とすることで復元精度を比較した。具体的な構成は図 4.1 の通りである。

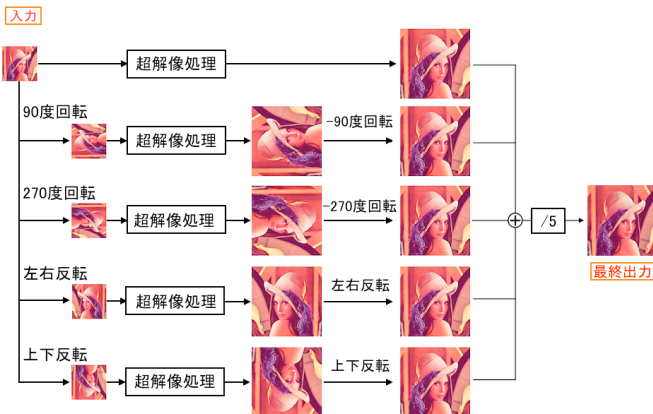


図 4.1 超解像処理部の全体構成

この構造を用いて超解像処理を実行したところ、SRCNN, ScSR, A+のいずれの手法においても PSNR 値の改善が見られた。15 種のテストデータに対して SRCNN および ScSR では 15 種、A+では 14 種の画像において通常よりも高い PSNR 値が得られた。結果の一例を表 4.1 に示す。

表 4.1 通常の超解像と提案手法との比較

手法	画像	通常の超解像の PSNR [dB]	提案手法の PSNR [dB]
SRCNN	<i>Aerial.bmp</i>	29.547	29.723
	<i>Airplane.bmp</i>	29.073	29.422
	<i>Baby.bmp</i>	36.381	36.955
ScSR	<i>Aerial.bmp</i>	30.479	30.658
	<i>Airplane.bmp</i>	30.301	30.532
	<i>Baby.bmp</i>	38.048	38.408
A+	<i>Aerial.bmp</i>	30.721	30.758
	<i>Airplane.bmp</i>	31.722	31.813
	<i>Baby.bmp</i>	38.523	38.570

さらに、図 2.1(1)に示す通常手法と図 4.1 に示す提案手法とを比較すると、SRCNN では平均 0.376 dB, ScSR では平均 0.290 dB, A+では平均 0.068 dB の PSNR の向上が確認された。



図 4.2 原画像、および(1)から(5)の出力結果と提案手法の出力結果の比較 (SRCNN)

図 4.2 は SRCNN における超解像結果の比較を示し、左上から順に原画像、通常の超解像、90 度回転、270 度回転、左右反転、上下反転、および左の 5 種の画像の平均を示す。図 4.2 から提案手法は他のどの結果よりも原画像に近く、境界部分もより滑らかな表現ができており、視覚的にも良好な結果が出力可能とわかる。

提案手法は、5 種の超解像処理を行い平均化するという単純な構造にも関わらず、高い復元性能を取得できることから非常に有効な手法であると言える。

5. むすび

本稿では、学習型超解像の主な手法である SRCNN, ScSR, A+の出力結果が、事前に学習した画像の方向性に依存し、同じ入力低解像画像でも回転/反転させることで出力結果が変化することを実験により示した。さらに、これらの超解像結果の加算平均により SRCNN, ScSR, A+の画質が向上し、それぞれ平均 0.376 dB, 0.290 dB, 0.068 dB の画質改善が得られることを示した。

文 献

- [1] C. Dong, C. C. Loy, K. He, and X. Tang : “Image Super-Resolution Using Deep Convolutional Networks”, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.38 Issue.2, pp.1-14, (2015)
- [2] 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, (2010)
- [3] R. Timofte, V. De Smet, and L. Van Gool : “A+: Adjusted anchored neighborhood regression for fast super-resolution,” in Proc. IEEE Asian Conference on Computer Vision, pp. 111–126, (2014)

† 早稲田大学基幹理工学部 情報通信学科,
〒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