

圧縮センシングによるマルチフレーム超解像に関する一考察

Discussion on Multi-Frame Super-Resolution Based on Compressed Sensing

梅原 拓也

Takuya UMEHARA

広島市立大学大学院情報科学研究科知能工学専攻

Email: umehara@cm.info.hiroshima-cu.ac.jp

三村 和史

Kazushi MIMURA

広島市立大学大学院情報科学研究科知能工学専攻

Email: mimura@hiroshima-cu.ac.jp

Abstract—The super-resolution is a scheme to reconstruct a high-resolution image using one or more noisy low-resolution images of the same scene. The compressed sensing can be applied to acquire a high-dimensional sparse signal using several linear measurements. Assuming that natural images are sparse in a transformed domain such as a frequency one, we apply the compressed sensing method to the super-resolution problems and discuss the effect of filters.

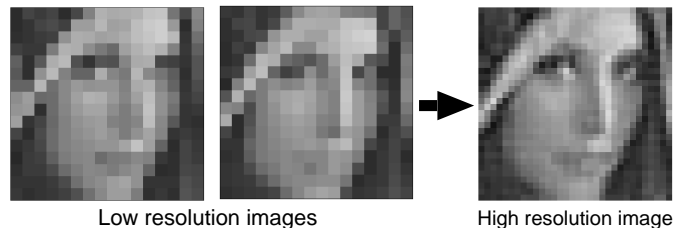


図 1. 超解像 .

I. はじめに

撮像機器によって現実世界をデジタル画像として写した時、その画質は現実世界よりも劣化してしまう。劣化した低解像度画像から高解像度画像への復元を行う技術を超解像という(図 1)。これまでに、 ℓ_1 最適化や ℓ_2 最適化に基づく方法 [1] や、Bayes 推論に基づく方法 [2] など多数の超解像の手法が提案されている。圧縮センシングは、元の信号のスパース性を利用して、信号の次元よりも少ない線形観測から、高次元情報を再構成する方法である。本研究では、周波数領域で自然画像がスパース性を持つと仮定すること等によって、圧縮センシングを用いて超解像を行い、帯域フィルタの効果等を調べた。

II. 方法

高解像度画像として、 $N \times N$ ピクセルの r 階調濃淡画像(行列) $X_0 \in [0:r-1]^{N \times N}$ を考える。ここで、 $[i:j] \triangleq \{k \in \mathbb{N} : i \leq k \leq j\}$ である。低解像度画像が得られる観測過程として、高解像度画像の $s \times s$ ピクセルの平均値を低解像度画像の 1 ピクセルとして観測する場合を扱う。すなわち、 $n = N/s$ として低解像度画像の解像度は $n \times n$ ピクセルとなる。平均をとる $s \times s$ ピクセルの位置の自由度は s^2 なので、低解像度画像として最大 s^2 通りの画像が考えられる。各ブロックでの横方向の平均を表す観測行列を $A_1, \dots, A_s \in \mathbb{R}^{n \times N}$ とする。すなわち、行列 A_1 は、 $A_1 = \frac{1}{s} \mathbb{I}_n \otimes \mathbf{1}_s$ とする。ただし、 \mathbb{I}_n は n 次元単位行列、

\otimes は Kronecker 積、 $\mathbf{1}_s$ は s 次元の $(1, \dots, 1)$ ベクトルである。他の行列 $A_u, u \in [2:s]$ は、 A_1 の列を $u-1$ 回右側へ巡回させた行列とする。このとき、観測される低解像度画像 $Y_{ij} \in \mathbb{R}^{n \times n}, (i, j) \in [1:s]^2$ は、

$$Y_{ij} = A_i X_0 A_j^\top + N_{ij} \quad (1)$$

と表現できる。ただし、行列 $N_{ij} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ は観測ノイズである。以上が低解像度画像の観測過程である。

次に、再構成の方法について述べる。観測された低解像度画像の添字の集合を $\mathcal{I} \subset [1:s]^2$ として、 $|\mathcal{I}|$ 枚の低解像度画像からの再構成を行う。高解像度画像の推定画像を $X \in [0:r-1]^{N \times N}$ とする。推定画像の 2 次元離散余弦変換 $D X D^\top$ が疎であることを仮定して、2 次元離散余弦変換の ℓ_1 ノルム最小化を行う。ただし、 $D \in \mathbb{R}^{N \times N}$ は 2 次元離散余弦変換行列である。また、再構成によって得られる 2 次元離散余弦変換の非零要素の大きさを調整するために帯域フィルタ $F \in \mathbb{R}^{N \times N}$ を導入すると、次の再構成法が得られる。

$$\begin{aligned} & \min_X \|F D X D^\top F\|_1 \\ & \text{subj. to } Y_{ij} = A_i X A_j^\top, \forall (i, j) \in \mathcal{I} \end{aligned} \quad (2)$$

ただし、行列 F は対角行列とする。例えば、帯域フィルタを実現したい時は $F = \text{diag}(\frac{1}{10} \mathbf{1}_{N-1}, 1)$ などとすればよい。また、 $\|A\|_1$ は行列 A の成分毎の ℓ_1 ノルムの和である。

表 I
超解像画像の PSNR[dB] .

I	$X_0 = X_m$		$X_0 = X_h$	
	$F = \mathbb{I}_N$	$F = F_\ell$	$F = \mathbb{I}_N$	$F = F_h$
4	39.18	41.88	35.19	37.35
3	31.90	32.36	34.22	37.21
2	28.84	28.90	33.69	35.50
1	22.69	22.72	23.73	35.09

III. 結果

$N = 32, n = 16(s = 2), r = 256, N_{ij} = O(\forall i, j)$ として再構成を行った．これは，ノイズのない 16×16 ピクセルの低解像度画像から 32×32 ピクセルの高解像度画像を得る場合である．また，画像の品質を示す指標として，ふたつの画像の差を評価する指標のひとつである PSNR [dB] を用いた．PSNR の値が大きいほど，ふたつの画像は類似している，つまり高画質であるということを表す．

A. 濃淡自然画像

濃淡自然画像の例として，図 2 左のような標準画像の Lenna の一部分 X_m を用いる．元の高解像度画像を $X_0 = X_m$ とする．例として，低域通過フィルタを $F_\ell = \text{diag}(\frac{1}{10}\mathbf{1}_{N-1}, 1)$ とする．表 I の左側は，帯域フィルタを $F \in \{\mathbb{I}_N, F_\ell\}$ として，用いる低解像度画像の枚数 |I| を変えた場合の PSNR である．自然画像では，高周波成分は多くの場合ノイズとして働くため，高周波成分の除去によって画質が改善する．

B. カラー自然画像

カラー自然画像の例として，図 3 左のような標準画像の Mandrill X_c を用いる．カラー画像の超解像は，赤・緑・青の 3 原色毎の画像を X_{cR}, X_{cG}, X_{cB} として，元の高解像度画像を $X_0 = X_{cR}, X_0 = X_{cG}, X_0 = X_{cB}$ とした場合の再構成をそれぞれ行えば，同様に超解像することができる．図 3 に帯域フィルタを $F = \mathbb{I}_N$ とした再構成例を示す．

C. 濃淡高周波画像

帯域フィルタの高周波画像の超解像への有効性を確認するための数値実験を行う．例として，標準画像の Mandrill の一部を濃淡画像 \tilde{X}_n にして高周波成分だけを残した画像を生成して再構成を行った．行列 $Q = \text{diag}(1, \mathbf{0}_{N/2-1}, \mathbf{1}_{N/2})$ という行列 Q を用いて，濃淡高周波画像 X_h を， $X_h = D^T Q D \tilde{X}_n D^T Q D$ として生成した．ただし， $\mathbf{0}_N$ は N 次元零ベクトルである．元の高解像度画像を $X_0 = X_h$ とする．例として，高域通過フィルタを $F_h = \text{diag}(\frac{1}{100}, \mathbf{1}_{N/2-1}, \frac{1}{10}\mathbf{1}_{N/2})$ とする．ただし，画像全体の明るさを調整可能にするため直流成分は通過させている．高周波高解像度画像 X_h を図 4 左に示す．また，帯域フィルタを $F \in \{\mathbb{I}_N, F_h\}$ の場合の結果を，図 4 に示す．表 I の右側は，帯域フィルタを $F \in \{\mathbb{I}_N, F_h\}$ として，用いる低解像度画像の枚数 |I|



図 2. 濃淡自然画像の超過像． $F = \mathbb{I}_N$ ．左：高解像度画像 X_m ．中：低解像度画像 2 枚からの再構成結果．右：低解像度画像 3 枚からの再構成結果．



図 3. カラー自然画像の超過像． $F = \mathbb{I}_N$ ．左：高解像度画像 X_c ．中：低解像度画像 2 枚からの再構成結果．右：低解像度画像 3 枚からの再構成結果．

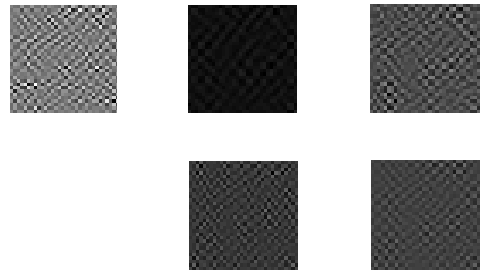


図 4. 濃淡高周波画像の超過像． $F = \mathbb{I}_N$ ．左：高解像度画像 X_h ．中上： $F = \mathbb{I}_N$ ，低解像度画像 2 枚からの再構成結果．右上： $F = \mathbb{I}_N$ ，低解像度画像 3 枚からの再構成結果．中下： $F = F_h$ ，低解像度画像 2 枚からの再構成結果．右下： $F = F_h$ ，低解像度画像 3 枚からの再構成結果．

を変えた場合の PSNR である．画像の滑らかさを仮定しない超解像なので，高周波画像でも適用でき，かつ高域フィルタも有効に機能することが確かめられる．

IV. まとめ

圧縮センシングによる超解像を行った．帯域フィルタが再構成の品質を上げることがあることを確認した．この方法では，元の画像が滑らかであることは仮定する必要がないため，高周波成分を含む画像にも有効である．低域通過フィルタや高域通過フィルタの最適化，周波数変換以外の表現基底を用いた超解像，低解像度画像が得られる際の位置ずれ情報の推定を伴う超解像の方法の検討などが今後の課題である．

参考文献

- [1] S. Farsiu, D. Robinson, M. Elad, and P. Milanfar, "Advances and challenges in super-resolution," *Int. J. Imag. Syst. Tech.*, vol. 14, no. 2, 47–57 (2004).
- [2] R. Molina, J. Mateos, and A. K. Katsaggelos, "Blind Deconvolution Using a Variational Approach to Parameter, Image, and Blur Estimation," *IEEE Trans. Image Proc.*, vol. 15, no. 12, 3715–3727 (2006).