

# 基底学習と重み付き最小二乗法を用いたスパースコーディングに基づく一枚超解像

平井 優輝<sup>†</sup> 安達 雅春<sup>†</sup>  
<sup>†</sup> 東京電機大学工学部電気電子工学科

## 1. はじめに

近年、生物の一次視覚野を数理的にモデル化したスパースコーディングを画像の分野に応用しようとする研究が行われている。先行研究では、スパースコーディングに基づく一枚超解像(ScSR)[1]のための係数推定に Orthogonal Matching Pursuit(OMP)[1]を使用している。本研究では、辞書学習の係数推定に OMP を使用し、ScSRの係数推定に Reweighted Least Square(IRLS)[2]を用いる手法を提案し、復元画像の画質の向上と計算にかかるコストの削減を行った。

## 2. スパースコーディングに基づく一枚超解像(ScSR)

ScSRとは画像パッチのラスタースキャンベクトル $\mathbf{x}$ が基底の疎な線形結合によって表現できると仮定する考え方であり、式(1)のように表せる。

$$\mathbf{x} \cong D\alpha \quad (1)$$

$\alpha$ は $\|\alpha\|_0 \ll k$ を満たし疎な係数、 $D$ は $k \times n$ の基底行列であり、 $k$ は $\mathbf{x}$ の次元を表す。

疎な係数 $\alpha$ はコスト関数の最適化を行う事で求められる事が知られており、コスト関数の一つとして式(2)がある。

$$I(\alpha) = \|\mathbf{x} - D\alpha\|_2^2 + \lambda\|\alpha\|_1 \quad (2)$$

ここで、 $\lambda$ は拘束パラメータである。

スパースな係数を求めるコスト関数は超解像に単純に拡張でき、超解像におけるコスト関数は式(3)のように表せる。

$$I_{SR}(\alpha) = \|\mathbf{y} - F D\alpha\|_2^2 + \lambda\|\alpha\|_1 \quad (3)$$

ここで、 $\mathbf{y}$ は低解像度画像のパッチのラスタースキャンベクトルである。 $F$ はぼけパラメータとダウンサンプリングを表す行列である。なお、上の式(1)~(3)において、 $\|\cdot\|_p$ は $p$ -ノルムを表す。

## 3. 実験内容

まず、Kodak データセット(画像セット)を入力として画像パッチのサイズは $16 \times 16$ として学習する。

次に、係数 $\alpha$ を OMP を用いて推定し、K-Means singular value decomposition(K-SVD)[1]を用いて高解像度辞書の更新を行う。学習した高解像度基底 HD に対してダウンサンプリング(双三次)を用いて2分の1のサイズに縮小した $8 \times 8$ の基底を低解像度基底 LD とする。

最後に、低解像度の画像を入力として係数 $\alpha$ を RLS を用いて推定し、高解像度基底 HD に係数 $\alpha$ をかけて足し合わせることで高解像度の画像を表現する。

さらに、本研究では RLS の重み行列に高解像度の辞書 HD と低解像度の辞書 LD の構造類似度を Structural similarity(SSIM)を用いて評価した値を使用して係数 $\alpha$ の推

定を行う。

## 4. 実験方法および実験結果

評価のために原画像に対してダウンサンプリングを行い、縮小した画像を入力として扱い提案手法を用いて画像の再構成処理を行う。

原画像と再構成した画像を比較する際 Peak Signal Noise Ratio (PSNR)と SSIM を評価指標として再構成した画像の評価を行う。

原画像を図 1(a)、線形補間(双三次)による再構成画像を図 1(b)、ScSR の係数推定に OMP を用いた再構成画像を図 1(c)、ScSR の係数推定に RLS を用いた再構成画像を図 1(d)、に示す。PSNR と SSIM、計算にかかる処理時間による比較結果を表 1 に示す。



(a) 原画像 (b) 線形補間 (c) 従来法 (d) 提案法

図 1 原画像および再構成画像

表 1 PSNR, SSIM, 処理時間の比較

拡大手法	PSNR[dB]	SSIM[%]	処理時間[S]
双三次	29.32	88.75	0.003
ScSR(OMP)	30.52	91.33	74.901
ScSR(RLS)	30.57	91.44	3.917

図 1 と表 1 より線形補間や従来法の拡大画像と比べて提案手法の拡大画像は劣化が少なく従来法と比べ、計算にかかるコストを大幅に削減できたとと言える。

## 5. むすび

本研究では ScSR の係数推定に RLS を用いる手法を提案し、その性能を評価した。その結果、従来の画像拡大手法よりも提案手法の再現度の方が高く計算コストが低いという結果が得られた。しかし、双三次線形補間に比べ実用的な計算コストではないため、今後は、RLS を用いた再構成の計算コストをさらに削減し、実用性を高めていくため辞書の基底数の削減を行う。そして、削減した場合の再構成画像を評価し、辞書を改良していく。

## 参考文献

- [1] J.Mairal, et al., "Non-local sparse models for image restoration", Proc.of IEEE Int. Conf. on Computer Vision, pp. 2272-2279, (2009).
- [2] D. Ruppert and M. P. Wand, "Multivariate locally weighted least squares regression", In The Annals of Statistics, Institute of Mathematical Statistics, (1994).