様　式　Ｃ－１９、Ｆ－１９－１、Ｚ－１９　（共通）

科学研究費助成事業　　研究成果報告書

令和　５年　６月　６日現在

機関番号：１５３０１

研究種目：基盤研究(C)（一般）

研究期間：2017～2022

課題番号：１７Ｋ００３４０

研究課題名（和文）圧縮センシングのための画像辞書への確率分布アプローチ

研究課題名（英文）Probability Distribution Approach to Image Dictionaries for Compressed Sensing

研究代表者

相田　敏明（AIDA, Toshiaki）

岡山大学・ヘルスシステム統合科学学域・講師

研究者番号：６０２９０７２２

交付決定額（研究期間全体）：（直接経費）　　1,900,000円

研究成果の概要（和文）：　圧縮センシングとは，推測対象について多数の特徴を事前に用意することにより，少数のデータからでも推測を可能にするもので，原理的に最も高性能な統計的推測手法である．しかし，圧縮センシングを実問題へ応用する際に本質的役割を果たす，辞書行列については不明な点が多い．例えば，情報内の相関の強さと辞書行列の縦横比の最適な関係について，定性的にはその性質を理解できるものの，定量的には明らかにされていない．
圧縮センシングの主たる応用場面は，画像などの冗長なデータの推測であるため，本研究では，ガウスノイズの掛かった劣化画像の復元問題を例に，圧縮センシングの平均的性能とそのメカニズムの解明へアプローチした．

研究成果の学術的意義や社会的意義
上述の通り，圧縮センシングとは，ある条件下において，少数のデータからでも推測を可能にするもので，原理的に最も高性能な統計的推測手法である．しかし，圧縮センシングを実問題へ応用する際に本質的役割を果たす，辞書行列については不明な点が多い．本研究では，辞書行列の従う確率分布を導出した自らの研究成果を応用して，圧縮センシングの持つ高性能さの起源，特性や限界を解析的に明らかにするという学術的意義を有する．
圧縮センシングの優れた特性は，例えば，CT検査を受ける際の被曝量の低減を可能にした．従来より少数のデータからの推測が可能になれば，私達の生活にもたらす恩恵は様々な分野に及ぶことが期待される．

研究成果の概要（英文）：　Compressed sensing enables us to infer an object even from a small number of data, if we prepare a lot of features of the object in advance. It is, in principle, the most efficient statistical inference method. However, dictionary matrices have many unknown properties, which play an essential role in the application of compressed sensing to real problems. For example, although we can understand qualitatively the optimal relation between the strength of correlation of the data and the aspect ratio of a dictionary matrix, its quantitative relation has not yet been clarified.
Since compressed sensing is mainly applied to inferring redundant data such as images, in this project, we have tried to elucidate its average performance and mechanism, taking an example of a problem to restore images degraded by Gaussian noise.

研究分野：機械学習，情報統計力学

キーワード：圧縮センシング　疎表現　辞書　画像修復　統計物理学　情報統計力学　レプリカ法

１．研究開始当初の背景

本研究課題の主要なテーマである圧縮センシングとは，推測対象について多数の特徴を事前に用意することにより，少数のデータからでも推測を可能にするもので，原理的に最も高性能な統計的推測手法である．しかし，実用上重要な，画像を始めとする相関を有する情報に対しては，圧縮センシングの典型的性能等は解析的に評価されていなかった．また，圧縮センシングの実現において本質的な役割を果たす辞書行列についても，相関の強さに対する最適なアスペクト比など，重要な性質が未解明であった．

その様な状況の下，我々は，画像の生成モデルとしてガウスモデル等の再生性を有する確率分布を採用した場合の，辞書行列（画像辞書）の成分の従う確率分布関数の表式を求めることに成功した*[1]*．　この成果を発展・応用し，相関を有するデータに対する圧縮センシングの，理論的解明へアプローチするのが本研究課題である．

２．研究の目的

本研究では，圧縮センシングによる画像処理に必要な画像辞書へ，確率分布の解明を通してアプローチする．具体的には*(1)*画像辞書の従う確率分布の解析的導出，*(2)*画像辞書サイズの従うスケーリング則の解析的評価，*(3)*確率分布からの画像辞書の高速生成，の *3* 点である．圧縮センシングでは主に，ランダムデータに対する再現性能の限界*[2]*や各種問題への応用*[3]*が議論されてきたが，画像など相関を有するデータに対しては理論的解明が困難であった．本研究では，画像辞書の従う確率分布の解明*[1]*に続けて，画像辞書の有する基底ベクトル数の，画像の複雑さ*(*に対応するハイパーパラメータ*)*やパッチサイズに対するスケーリング則を解析的に評価する．また，計算コストが高い画像辞書の学習に代えて，上記の確率分布から高速に生成する方法を確立する．

３．研究の方法

本研究において設定した三つの課題に対して，それぞれ次の方法による研究遂行を計画した．

*(1) (*特に，エッジを生成可能な*)*画像辞書の従う確率分布の解析的導出

エッジを保存可能な結合ガウス・マルコフ確率場モデルを参考に，エッジの生成を許すようガウスモデルを変更する．ガウスモデルに対する画像辞書の従う確率分布の導出は実施済み．

*(2)*画像辞書サイズの従うスケーリング則の解析的評価

*(1)*の結果から，画像辞書の従う確率分布の共分散を評価する．研究成果*[1,4]*を基に，統計物理学のレプリカ法を用いて，系の大自由度極限での典型的振る舞い（スケーリング）を解析的に評価する．

*(3)*確率分布からの画像辞書の高速生成

K-SVD 辞書のハイパーパラメータ分布を調べ，それに従い*(1)*の確率分布から画像辞書を生成

４．研究成果

以下，各研究課題に対する成果は次の通り．

(1) 画像辞書の従う確率分布の解析的導出

辞書行列作成のための代表的な方法である *K-SVD* 法により作成された画像辞書（図 *1*）を見ると，エッジを意味すると思われる基底ベクトル（パッチ）の多くは，直線的なエッジを表現している．そこで，エッジは全て直線的であると近似すると，エッジを意味する画像辞書内の i 番目の基底ベクトル（第 i 列）$\boldsymbol{d}_i\left(i=1,\cdots,N\right)$ を生成する確率分布関数は次の通りである．

$$p\left(\boldsymbol{d}_i\middle|\left\{a_m,b_m,c_m\right\}_{m=1}^{M}\right)=\frac{1}{M}\sum_{m=1}^{M}\prod_{\mu=0}^{P-1}\delta\left(d_{\mu i}-\frac{1}{\sqrt{N}}\tanh\left(a_m\,\mu_1+b_m\,\mu_2+c_m\right)\right) \qquad (0.1)$$

ここで，μ はパッチ内の位置を指定する *1* 次元インデックスであり，それを *2* 次元化したものが μ_1,μ_2 である．$\left\{a_m,b_m,c_m\right\}_{m=1}^{M}$ は，M 本の直線的なエッジを指定するパラメータである．

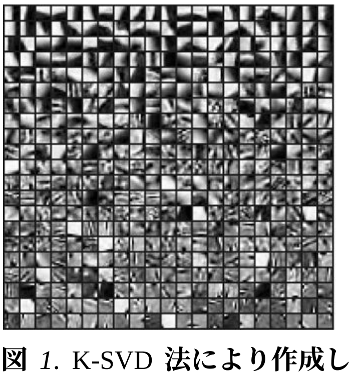

図 *1*. K-SVD 法により作成した画像辞書の例

パラメータ $\left\{a_m,b_m,c_m\right\}_{m=1}^{M}$ が十分ランダムならば，画像辞書の第 i 列 $\boldsymbol{d}_i$ の μ 番目の要素 $d_{\mu i}$ の平均は *0*，分散は $1/N$ である．要素 $d_{\mu i}$ の分散が $1/N$ に比例するのは，$D\boldsymbol{x}=\sum_{i=1}^{N}\boldsymbol{d}_i x_i$ の分散を $O(1)$ にするために必要である．

ガウスモデルガウスモデルに従う画像を再現可能な画像辞書内の基底ベクトルと，エッジを意味する基底ベクトルの個数の比を $\eta:(1-\eta)$ とする．この

とき，前者の確率分布についての我々の研究成果[1]を用いると，画像辞書内の一つの基底ベクトル $\boldsymbol{d}$ の従う確率分布関数は次の通りである．

$$
\begin{aligned}
p(\boldsymbol{d}) = \frac{\eta}{Z_{\boldsymbol{d}}}\left[1+\alpha\rho N\sum_{\mu=0}^{P-1}\left\{\left(d_{\mu_1,\mu_2}-d_{\mu_1+1,\mu_2}\right)^2+\left(d_{\mu_1,\mu_2}-d_{\mu_1,\mu_2+1}\right)^2\right\}\right]^{-\frac{P+1}{2}} \\
+\frac{1-\eta}{M}\sum_{m=1}^{M}\prod_{\mu=0}^{P-1}\delta\left(d_{\mu_1,\mu_2}-\frac{1}{\sqrt{N}}\tanh\left(a_m\,\mu_1+b_m\,\mu_2+c_m\right)\right).
\end{aligned}
\tag{0.2}
$$

ここで， $Z_{\boldsymbol{d}}$ は，前者の確率分布関数の規格化定数である．

(2) 画像辞書サイズの従うスケーリング則の解析的評価

次のガウスモデルに従い生成された画像 $\boldsymbol{y}$ を，疎係数ベクトル $\boldsymbol{x}^0$ により $\boldsymbol{y}=D\boldsymbol{x}^0$ と表現可能な辞書行列を D とする．

$$
p(\boldsymbol{y}) = Z_{\boldsymbol{y}}^{-1}\, e^{-\frac{1}{2}\alpha\sum_{\mu=0,\cdots,P-1}\sum_{\nu\in\mathbf{C}_\mu}\left(y_\mu-y_\nu\right)^2}
\tag{0.3}
$$

ただし，疎係数ベクトル $\boldsymbol{x}^0$ は以下の確率分布関数に従うとする．

$$
p\left(\boldsymbol{x}^0\right)=\prod_{i=1}^{N}p\left(x_i^0\right)=\prod_{i=1}^{N}\left\{(1-\rho)\,\delta\left(x_i^0\right)+\rho\frac{1}{\sqrt{2\pi}}e^{-\frac{1}{2}\left(x_i^0\right)^2}\right\}.
\tag{0.4}
$$

このとき，画像 $\boldsymbol{y}$ の離散コサイン変換 $\tilde{\boldsymbol{y}}$ は，次の対角的な確率分布関数に従い， $\tilde{\boldsymbol{y}}=\tilde{D}\boldsymbol{x}^0$ と表現可能な辞書行列を $\tilde{D}$ とする．

$$
p(\tilde{\boldsymbol{y}}) = Z_{\tilde{\boldsymbol{y}}}^{-1} e^{-\frac{1}{2}\alpha\sum_{\mu=1,\cdots,P-1}\lambda_\mu \tilde{y}_\mu{}^2}
\tag{0.5}
$$

ここで， $\lambda_\mu \equiv 1-\frac{1}{2}\cos\frac{\pi p_x}{L_x}-\frac{1}{2}\cos\frac{\pi p_y}{L_y}\quad\left[\mu\equiv\left(p_x,p_y\right),P=L_xL_y\right]$ であり，辞書行列 $\tilde{D}$ の成分 $\tilde{D}_{\mu i}$ は平均 *0* で，次の共分散を持つ．（以下では簡単のため，エッジを考慮しないことにする．）

$$
\frac{1}{N}\frac{\lambda_\mu\left(L_x,L_y\right)^{-1}}{\rho\alpha}\frac{\Gamma\left(-\frac{1}{2},\frac{\cdot^2}{2}\right)}{2\Gamma\left(\frac{1}{2},\frac{\cdot^2}{2}\right)}\delta_{\mu\nu}\delta_{ij}\equiv\frac{1}{N}\frac{\lambda_\mu\left(L_x,L_y\right)^{-1}}{\rho\alpha R\left(\cdot^2\right)}\delta_{\mu\nu}\delta_{ij}\equiv\frac{1}{N}K_\mu\,\delta_{\mu\nu}\delta_{ij}\,.
\tag{0.6}
$$

ただし， $\cdot>0$ は，辞書行列の成分 $\tilde{D}_{\mu i}$ の分散を有限に留めるには，疎係数 x_i^0 が *0* 付近の値を取れない $\left(x_i^0\notin\left[-\square,\ \right]\right)$ ことを原因として導入されたカットオフである[4]．以下では， $\tilde{D},\tilde{\boldsymbol{y}}$ を $D,\boldsymbol{y}$ と記すことにする．以上の状況において， L_1 正則化最小二乗問題：

$$
\min_{\boldsymbol{x}}\left\{\frac{1}{2\tau}\left(D\boldsymbol{x}-\boldsymbol{y}\right)^2+\left\|\boldsymbol{x}\right\|_1\right\}
\tag{0.7}
$$

による疎係数ベクトル $\boldsymbol{x}^0$ の平均的な推測精度を，文献[2]の方法を参考に，次の確率的枠組み：

$$
p\left(\boldsymbol{x}\middle|\boldsymbol{y},D,\beta,\tau\right)=\frac{p\left(\boldsymbol{y}\middle|\boldsymbol{x},D,\beta/\tau\right)p\left(\boldsymbol{x}\middle|\beta\right)}{\int d\boldsymbol{x}\ p\left(\boldsymbol{y}\middle|\boldsymbol{x},D,\beta/\tau\right)p\left(\boldsymbol{x}\middle|\beta\right)}=\frac{e^{-\frac{\beta}{2\tau}\left(D\boldsymbol{x}-\boldsymbol{y}\right)^2-\beta\left\|\boldsymbol{x}\right\|_1}}{\int d\boldsymbol{x}\, e^{-\frac{\beta}{2\tau}\left(D\boldsymbol{x}-\boldsymbol{y}\right)^2-\beta\left\|\boldsymbol{x}\right\|_1}},\quad\left[\beta\to\infty\right]
\tag{0.8}
$$

を通して，統計物理学のレプリカ法を応用して求める．

レプリカ対称性（解の一意性と同等）を仮定したレプリカ法によれば，確率分布関数*(0.8)*により定義される系の平均的振舞いは，辞書行列のアスペクト比 $\gamma\equiv(P-1)/N$ を一定に保ちながら $N,P\to\infty$ としたとき，次の方程式を満たす 3 種の平均値 m,Q,χ とその双対な値 $\hat{m},\hat{Q},\hat{\chi}$ により記述される．

$$
\hat{m} = \frac{\gamma}{\chi}\left[1-\rho\alpha\tau R(\square^{2})\frac{1}{\chi}+\frac{5}{4}\{\rho\alpha\tau R(\ ^{2})\}^{2}\frac{1}{\chi^{2}}\right].
$$

$$
\hat{\chi} = \gamma\left[\frac{Q-2m+\rho}{\chi^{2}}-2\rho\alpha\tau R(\square^{2})\frac{Q-2m+\rho}{\chi^{3}}+\frac{15}{4}\{\rho\alpha\tau R(\ ^{2})\}^{2}\frac{Q-2m+\rho}{\chi^{4}}+\frac{\rho\alpha\sigma^{2}R(\cdot^{2})}{\chi^{2}}\right]. \tag{0.9}
$$

$$
Q(\hat{m},\hat{\chi}) = \frac{2}{\hat{m}^{2}}\left[(1-\rho)\left\{(\hat{\chi}+1)H\left(\frac{1}{\sqrt{\hat{\chi}}}\right)-\sqrt{\frac{\hat{\chi}}{2\pi}}e^{-\frac{1}{2\hat{\chi}}}\right\}+\rho\left\{(\hat{\chi}+\hat{m}^{2}+1)H\left(\frac{1}{\sqrt{\hat{\chi}+\hat{m}^{2}}}\right)-\sqrt{\frac{\hat{\chi}+\hat{m}^{2}}{2\pi}}e^{-\frac{1}{2(\hat{\chi}+\hat{m}^{2})}}\right\}\right].
$$

$$
m(\hat{m},\hat{\chi}) = 2\rho H\left(\frac{1}{\sqrt{\hat{\chi}+\hat{m}^{2}}}\right).
$$

$$
\chi(\hat{m},\hat{\chi}) = \frac{2}{\hat{m}}\left\{(1-\rho)H\left(\frac{1}{\sqrt{\hat{\chi}}}\right)+\rho H\left(\frac{1}{\sqrt{\hat{\chi}+\hat{m}^{2}}}\right)\right\}.
$$

ここで，画素値の相関の強さを制御するパラメータαとガウスノイズの分散σ^{2}が共に十分小さいと仮定し，これらについて *2* 次のレベルまで展開した．また，$H(x)\equiv\int_{x}^{+\infty}Dz$である．

パラメータαとガウスノイズの分散σ^{2}について *0* 次の方程式は，文献*[2]*において解析された通り，誤差の無い完全な復元を可能にする，次の解を持つ．

$$
\begin{aligned}
\hat{Q}_{0} &= \hat{m}_{0} \to \infty .\\
Q_{0} &= m_{0} = \rho .\\
\chi_{0} &= 0 .
\end{aligned} \tag{0.10}
$$

ただし，$\hat{\chi}_{0}$は，次の方程式により決定される．

$$
\hat{\chi}_{0} = \gamma\left\{2(1-\rho)H\left(\frac{1}{\sqrt{\hat{\chi}_{0}}}\right)+\rho\right\}^{-2}\left[2(1-\rho)\left\{(\hat{\chi}_{0}+1)H\left(\frac{1}{\sqrt{\hat{\chi}_{0}}}\right)-\sqrt{\frac{\hat{\chi}_{0}}{2\pi}}e^{-\frac{1}{2}\hat{\chi}_{0}^{-1}}\right\}+\rho(\hat{\chi}_{0}+1)\right]. \tag{0.11}
$$

本研究では，この完全復元解の周りで摂動解析を実行するが，式*(0.10)*の第 *1* 式の発散を *well-defined* にするために，$\hat{Q}_{0}^{-1}=\hat{m}_{0}^{-1}\equiv\hat{r}_{0}\to 0$すなわち$\hat{Q}^{-1}=\hat{m}^{-1}\equiv\hat{r}$と置き換える．このとき，次の摂動展開を行う．

$$
\begin{aligned}
\hat{r} &= \hat{r}_{0}+\tilde{\alpha}\,\hat{r}_{1}+\tilde{\alpha}^{2}\,\hat{r}_{2}+\tilde{\alpha}\tilde{v}\,\hat{r}_{3} .\\
\hat{\chi} &= \hat{\chi}_{0}+\tilde{\alpha}\,\hat{\chi}_{1}+\tilde{\alpha}^{2}\,\hat{\chi}_{2}+\tilde{\alpha}\tilde{v}\,\hat{\chi}_{3} .
\end{aligned} \tag{0.12}
$$

ただし，$\tilde{\alpha}\equiv\alpha\tau R(\square^{2}),\ \tilde{\alpha}\tilde{v}\equiv\alpha\sigma^{2}R(\ ^{2})$と置いた．以下に，摂動解析の結果を記す．

① ノイズの無い場合

①-1. $\tau\to 0$の極限を取る場合

$\tau\to 0$とすることにより，$\hat{r}_{0}\to 0$の極限を取ることが出来，完全復元が可能である．すなわち，$\gamma>2(1-\rho)H\left(\hat{\chi}_{0}^{-1/2}\right)+\rho$において，誤差$\left\langle\left\|\langle\boldsymbol{x}\rangle-\boldsymbol{x}^{0}\right\|^{2}\right\rangle_{\boldsymbol{x}^{0},D}=Q-2m+\rho=0$である．

①-2. τが有限な値の場合

$\hat{r}_{0}\to 0$の極限を取るとレプリカ対称性の安定性条件に発散が発生してしまうので，$\hat{r}_{0}$を小さな正の有限な値として，誤差の小さい解の周りで摂動展開する．

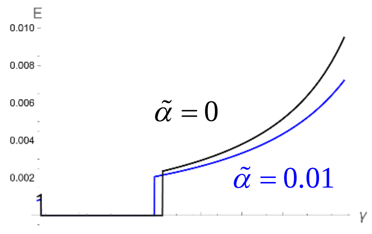

図 *2*. 辞書行列のアスペクト比に対する *2* 乗誤差$(\rho=0.1,\hat{r}_{0}=0.1)$

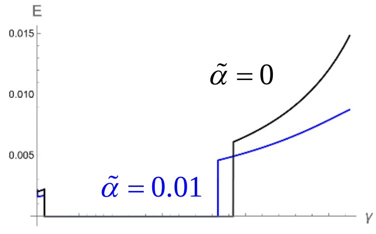

図 *3*. 辞書行列のアスペクト比に対する *2* 乗誤差$(\rho=0.2,\hat{r}_{0}=0.1)$

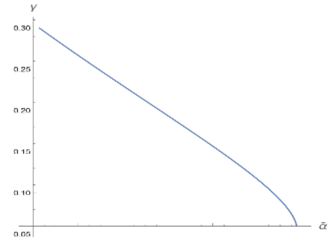

図 *4*. 相関パラメータに対する辞書行列の最適なアスペクト比$(\rho=0.1,\hat{r}_{0}=0.1)$

図 *2*, 図 *3* は，非零要素の割合$\rho=0.1, 0.2$のときの，辞書行列のアスペクト比γに対する疎

係数ベクトルの 2 乗誤差であり，黒線は相関の無い場合($\tilde{\alpha}=0$)，青線は相関のある場合($\tilde{\alpha}=0.01$)である．非零要素の割合が低く，画像を疎に表現出来ている程，2 乗誤差は画素値の相関の強さを制御するパラメータ α の変化に対してロバストであることを示唆している．（切り立った線より左側は，本研究の解析が有効でない領域であり，解が一意でないため誤差の増加が予想される．）図 4 は，相関パラメータ $\tilde{\alpha}$ に対する辞書行列の最適なアスペクト比 γ であり，相関が強い程アスペクト比は低い方が良いことを意味している．

② ノイズのある場合

$\hat{r}_0 \to 0$ の極限を取るとレプリカ対称性の安定性条件に発散が発生してしまうので，$\hat{r}_0$ を小さな正の有限な値として，誤差の小さい解の周りで摂動展開する．

以下では，$\tau \to 0$ の極限を取る場合について，解析結果を記述する．

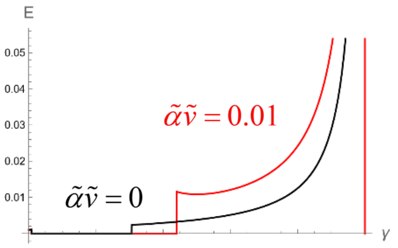

図 5. 辞書行列のアスペクト比に対する 2 乗誤差($\rho=0.1, \hat{r}_0=0.1$)

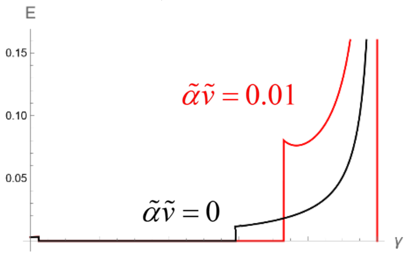

図 6. 辞書行列のアスペクト比に対する 2 乗誤差($\rho=0.3, \hat{r}_0=0.1$)

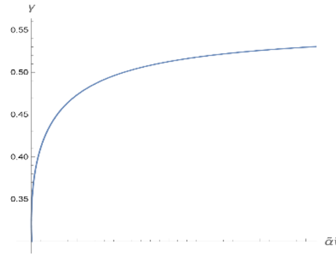

図 7. ノイズの分散に対する辞書行列の最適なアスペクト比（ $\rho=0.1, \hat{r}_0=0.1$)

図 5, 図 6 は，非零要素の割合 $\rho=0.1, 0.3$ のときの，辞書行列のアスペクト比 γ に対する疎係数ベクトルの 2 乗誤差であり，黒線はノイズの無い場合($\tilde{\alpha}\tilde{v}=0$)，赤線はノイズのある場合($\tilde{\alpha}\tilde{v}=0.01$)である．非零要素の割合が低く，画像を疎に表現出来ている程，2 乗誤差はアスペクト比の変化に対してロバストであるという，実験的事実と一致していることが分かる．（切り立った線より左側は，本研究の解析が有効でない領域であり，解が一意でないため誤差の増加が予想される．）図 7 は，ノイズの分散 σ^2 に対する辞書行列の最適なアスペクト比 γ であり，ノイズが強い程アスペクト比は高い方が良いという，実験的事実と一致している．

(3) 確率分布からの画像辞書の高速生成

本研究では，前述の課題(2)の解析が予想以上に難しく，また，計算量も非常に多大であった．しかし，課題(2)を解明することにより，圧縮センシングの他の情報処理問題への応用も解析的に性能評価可能になる等，波及効果が大きいことが期待される．そのため，課題(3)よりも課題(2)の解決を優先することとし，課題(3)には期間内に着手出来なかったため，別の機会に報告することとする．

本研究は，圧縮センシングの画像処理への応用に不可欠な，画像辞書の従う確率分布関数の導出というユニークな視点を持つ研究成果に引き続くものである．これにより，圧縮センシングの特性が生かされる応用例として，例えば，単一画像超解像の解析的性能評価が可能になる．また，超解像は拡散方程式の逆問題と密接な関係があるため，一群の偏微分方程式逆問題の解析的性能評価も可能になるなど，非常に有益なフィードバックが期待される．筆者は現在，これらの問題について報告すべく研究中である．

参考文献

[1] Y. Ashida and T. Aida, “Probability Distribution of an Image Dictionary for Compressed Sensing,” *Proceedings of 2016 16th International Conference on Control, Automation and Systems*, pp. 1377-1380, 2016.

[2] Y. Kabashima, T. Wadayama and T. Tanaka, “A typical reconstruction limit for compressed sensing based on Lp-norm minimization,” *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*, (2009) L09003.

[3] Y. Xu and Y. Kabashima, “Statistical mechanics approach to 1-bit compressed sensing,” *Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment*, (2013) P02041.

[4] T. Aida, “Covariance Matrix of a Probability Distribution for Image Dictionaries in Compressed Sensing,” *Proceedings of 2018 18th International Conference on Control, Automation and Systems* (ICCAS2018), pp. 829-832, 2018.

５．主な発表論文等

〔雑誌論文〕　計2件（うち査読付論文　2件／うち国際共著　0件／うちオープンアクセス　2件）

１．著者名 Toshiaki Aida	４．巻 -
２．論文標題 Covariance Matrix of a Probability Distribution for Image Dictionaries in Compressed Sensing	５．発行年 2018年
３．雑誌名 Proceedings of 2018 18th International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS2018)	６．最初と最後の頁 829-832
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） なし	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスとしている（また、その予定である）	国際共著 －

１．著者名 Aida Toshiaki	４．巻 -
２．論文標題 Compressed sensing for phase unwrapping of interferometric SAR data	５．発行年 2017年
３．雑誌名 Proceedings of 2017 17th International Conference on Control, Automation and Systems (ICCAS2017)	６．最初と最後の頁 989-993
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） 10.23919/ICCAS.2017.8204366	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスとしている（また、その予定である）	国際共著 －

〔学会発表〕　計10件（うち招待講演　0件／うち国際学会　2件）

１．発表者名 相田 敏明
２．発表標題 疎符号化による画像修復における辞書行列サイズのスケーリング III
３．学会等名 日本物理学会 2021年秋季大会
４．発表年 2021年

１．発表者名 相田 敏明
２．発表標題 疎符号化による画像修復における辞書行列サイズのスケーリング IV
３．学会等名 日本物理学会 第77回年次大会
４．発表年 2022年

1．発表者名
Toshiaki Aida

2．発表標題
Replica Analysis of the Performance of Image Processing by Compressed Sensing

3．学会等名
Statistical Physics of Complex Systems（国際学会）

4．発表年
2019年

1．発表者名
相田 敏明

2．発表標題
疎符号化による画像修復における辞書行列サイズのスケーリング

3．学会等名
日本物理学会 2019年秋季大会

4．発表年
2019年

1．発表者名
Toshiaki Aida

2．発表標題
Replica Analysis of the Performance of Compressed Sensing for Image Processing

3．学会等名
International Congress of Mathematical Physics (ICMP2018)（国際学会）

4．発表年
2018年

1．発表者名
相田 敏明

2．発表標題
圧縮センシングによる画像復元の解析的性能評価

3．学会等名
日本物理学会 2018年秋季大会

4．発表年
2018年

1．発表者名 相田 敏明
2．発表標題 疎符号化を用いた画像復元の解析的性能評価
3．学会等名 日本物理学会 第74回年次大会
4．発表年 2018年

1．発表者名 相田 敏明
2．発表標題 圧縮センシングのための画像辞書の確率分布II
3．学会等名 日本物理学会 2017年秋季大会
4．発表年 2017年

1．発表者名 相田 敏明
2．発表標題 圧縮センシングのための画像辞書の確率分布III
3．学会等名 日本物理学会 第73回年次大会
4．発表年 2018年

1．発表者名 相田 敏明
2．発表標題 疎符号化による画像修復におけるレプリカ対称性の安定性条件
3．学会等名 日本物理学会　2023年春季大会
4．発表年 2023年

〔図書〕　計0件

〔産業財産権〕

〔その他〕

相田研究室のホームページ https://www.cc.okayama-u.ac.jp/sc_lab/ 相田研究室，研究内容 https://www.cc.okayama-u.ac.jp/sc_lab/research/research.htm

6．研究組織

	氏名 （ローマ字氏名） （研究者番号）	所属研究機関・部局・職 （機関番号）	備考

7．科研費を使用して開催した国際研究集会

〔国際研究集会〕　計0件

8．本研究に関連して実施した国際共同研究の実施状況

共同研究相手国	相手方研究機関