コンプレッシブイメージング —信号の圧縮と計測を同時に行う画像センシング—

堀崎 遼一

大阪大学大学院 情報科学研究科 (〒565-0871 大阪府吹田市山田丘1-5)

Compressive Imaging

- Image Sensing with Simultaneous Compression and Acquisition of Signals -

Ryoichi HORISAKI

Graduate School of Information Science and Technology, Osaka University, 1-5 Yamadaoka, Suita, Osaka 565-0871

(Received August 20, 2013)

Compressive sensing enables us to observe large object data with fewer measurements than conventional sensing schemes. It has achieved single-shot or fast imaging to acquire various optical information, for examples two-dimensional image, depth, spectrum, polarization, super-resolution, and wide field-of-view. This paper surveys recent contributions of compressive sensing in the field of optical imaging.

Key Words: Compressive sensing, Computational imaging, Multi-dimensional imaging

1. 多次元イメージングの課題

一般に光学情報は、例えば三次元空間位置、時間、波長、偏光等を変数とする多次元関数として表わされる。一方、光信号を検出するための素子として、シングルフォトディテクターやイメージセンサが挙げられる。前者は一点、後者は二次元空間の光強度を計測する。すなわち、イメージングシステムでは、計測対象と検出素子のデータの次元が一致していない。この次元ギャップが

多次元の光学情報を計測する際の大きなボトルネックである。

例えば、対象の二次元空間情報と波長(色)情報を、イメージセンサを用いて計測する分光イメージングを考える。この場合、対象は三次元、検出素子は二次元である。計測手法としては、スリット走査と波長分散素子による複数回撮影(Fig. 1 (a))、カラーフィルタ走査による複数回撮影(Fig. 1 (b))、ベイヤー配列のようにイメージセンサの各受光素子に異なるカラーフィルタを配置する手法(Fig. 1 (c))等が考えられる。しかし、検出信号のSN比を固定すると、第一と第二の手法は時間分解能、第三の手法は空間分解能を犠牲にしている。

このような次元ギャップに起因するボトルネックは、分光イメージングに限らず、イメージングシステムの本質的なトレードオフをまねく。この課題に対し、近年、CS: compressive sensingとよばれるフレームワークを利用したアプローチが提案されている¹⁻⁴⁾。CSを用いたアプローチでは、光検出素子の時間分解能や空間分解能を犠牲にせずに、一回の撮影で高解像度な多次元光学情報を取得できる。本稿では、CSを用いたイメージング: “コンプレッシブイメージング”について最近の動向を踏まえて解説する。

Fig. 1 Conventional multi-spectral imaging with (a) slit scanning and disperser, (b) color filter scanning, and (c) pixel-wise color filter array.

2. コンプレッシブセンシング

2.1 信号の冗長性

自然由来の信号に冗長性が含まれていることは、よく知られている。例えば、カメラで撮影された画像のデータ量を減らすために、その冗長性を利用してJPEG圧縮等を施すことが当たり前に行われている。自然画像の冗長性をFig. 2に示す。Fig. 2 (a)に示すレナ画像(512×512画素)を離散ウェーブレット変換した結果がFig. 2 (b)である。離散ウェーブレット変換後に絶対値が大きい3%の要素だけを残し、97%の要素を0に置き換えた結果がFig. 2 (d)、それを逆離散ウェーブレット変換した結果がFig. 2 (c)である。圧縮画像は原画像と比較して遜色がない。すなわち、原画像が高い冗長性を含み、3%のウェーブレット要素だけを使って良好に表現できることが、この結果から示唆されている。また一般的に自然由来の信号の冗長性は次元が増える毎に大きくなる。例えば、前述の分光イメージングで取得される三次元情報は二次元情報に比べて冗長性が大きく、圧縮率が高い。

2.2 信号圧縮を内包するセンシング

通常のカメラシステムでは、信号の流れはFig. 3 (a)のようになる。対象信号は、カメラ等のセンシングデバ

Fig. 2 Redundancy of a natural image with 512×512 pixels. (a) Original image and (b) its wavelet coefficients. (c) Compressed image and (d) its wavelet coefficients where 97% of smaller coefficients are truncated.

Fig. 3 Sensing schemes. (a) Conventional sensing and (b) CS.

イスを用いて取得される。取得信号は前節に述べた冗長性を利用してエンコーダーにより圧縮され、保存される。その後、必要に応じてデコーダーにより解凍される。ここでセンシングはアナログ処理に、圧縮・解凍は計算機内でのデジタル処理に対応する。Fig. 3 (a)により、いずれ圧縮される対象情報をサンプリング定理に則って取得するという余計な負荷がセンシングデバイスにかかっていることに注目されたい。

このセンシングにおける余計な負荷を省き、Fig. 3 (b)のように対象情報をアナログプロセスにより直接的に圧縮することがCSの基本コンセプトである。CSでは、センシングと圧縮がアナログプロセスで同時に行われ、取得された圧縮信号を計算機によりデジタル処理することで、対象信号が復元される。CSはサンプリング定理により導かれるサンプリング間隔やサンプリング数を圧倒的に緩和できる。これは、イメージングにおいて受光素子の数や撮影回数を減らすことに対応する。すなわち、CSはイメージングシステムの小型化・簡略化・高速化に極めて有効である。

2.3 定義

CSは線形システムを扱う。線形システムにおける計測は一般にFig. 4 (a)のように記述できる。

$$\vec{g} = [H]\vec{f}, \quad (1)$$

ここで、 $\rightarrow$ をベクトル、 $[\cdot]$ を行列とし、 $\vec{g}$ は $M \times 1$ の取得信号ベクトル、 $[H]$ は $M \times N$ のシステム行列、 $\vec{f}$ は $N \times 1$ の対象信号ベクトルである。CSでは、アナログプロセスにおいて対象信号 $\vec{f}$ が圧縮されて計測される。取得信号 $\vec{g}$ の要素数が対象信号 $\vec{f}$ の要素数よりも小さくなるため $M < N$ となる。CSシステムでは、デコーダーによりEq.(1)の逆問題を解き、取得信号 $\vec{g}$ から対象信号 $\vec{f}$ を復元あるいは再構成する。しかし、この逆問題は不良設定であるために線形な手法では解けない。

CSシステムでは、スパース拘束を利用した再構成アルゴリズムとランダム性を含むシステム行列により、不良設定な逆問題を解く。本稿では、CSの応用を中心に

Fig. 4 CS processes. (a) Underdetermined sensing, (b) sparse representation, (c) sparse sensing, and (d) l_1 solution.

議論を行うため、この二つの概略を述べるにとどまる。詳細は以下の文献を参照されたい¹⁻⁴⁾。

2.4 スパース拘束再構成アルゴリズム

2.1節では、自然由来の信号に含まれている冗長性を示した。CSは、対象信号 $\vec{f}$ がこのような冗長性を含むことを前提にしている。そこで、Fig. 4 (b)のように対象信号 $\vec{f}$ を $N \times N$ の変換行列 $[T]$ を用いて、実空間上よりも少ない要素数で表現する。2.1節ではこの変換は離散ウェーブレットである。 $N \times 1$ の変換後の対象信号ベクトルを $\vec{b}$ とする。この変換後の対象信号 $\vec{b}$ の非零要素数が K (Fig. 4 (b)では $K=5$)である場合、この信号を K スパースと表現する。

システム行列 $[H]$ と変換行列 $[T]$ の積を $M \times N$ の新たなシステム行列 $[W]$ とすれば、Eq.(1)は、Fig. 4 (c)のスパースな対象をセンシングするプロセス

$$\vec{g} = [W]\vec{b}, \quad (2)$$

に置き換わる。CSでは、 $K \leq M$ を前提とする。もし、 K 個の非零要素の位置がわかれば、変換後の対象信号 $\vec{b}$ と取得信号 $\vec{g}$ の間には、新たなシステム行列 $[W]$ のうち K 個の列(Fig. 4 (c)の枠に囲まれた列)しか寄与せず、 $N-K$ 個の列は無視できる。すなわち、Eq.(1)では不良設定であった逆問題が、良設定の問題に置き換えられる。変換後の対象信号 $\vec{b}$ を求められれば、 $\vec{f} = [T]\vec{b}$ より対象信号 $\vec{f}$ が得られる。

しかし実際は、変換後の対象信号 $\vec{b}$ の K 個の非零要素の位置を知ることが困難である。そこで、スパース拘束を行いEq.(2)の逆問題を解く。このとき逆問題は以下のような最適化問題で表現できる。

$$\hat{\vec{b}} = \operatorname{argmin} \|\vec{b}\|_{\ell_1} \text{ s.t. } \vec{g} = [W]\vec{b}, \quad (3)$$

ここで、 $\|\cdot\|_{\ell_1}$ は ℓ_1 ノルムである。Fig. 4 (d)に $M=K=1$ 、 $N=2$ の時の最適解の例を示す。Eq.(2)の逆問題は不良設定であるため解が一意に決まらず、広がりを持つ(Fig. 4 (d)では線)。 ℓ_1 ノルムの単位円はFig. 4 (d)の様に座標軸上で角を持つ。そのため、Eq.(2)で限定される解候補との接点は、座標軸上かつ一意に決まる(Fig. 4 (d)では灰丸)。座標軸上の解は、言い換えるとスパースであり(Fig. 4 (d)では $b_1=0$)、CSの前提を満たす。すなわち、Eq.(3)の最適化問題を解くことで、CSで前提としている冗長性が高い(圧縮可能)対象信号を少数の取得信号から再構成できる。Eq.(3)を解くための様々なアルゴリズムがこれまでに提案されている⁵⁻⁷⁾。

2.5 ランダムセンシング行列

前節に述べたスパース拘束再構成アルゴリズムを用いることで、あらゆる不良設定の逆問題が解けるわけではない。Eq.(2)で利用するシステム行列 $[W]$ がRestricted isometric property: RIPとよばれる条件を満たす必要がある²⁻⁴⁾。RIPは

$$(1-\epsilon)\|\vec{b}\|_{\ell_2}^2 \leq \|[W]\vec{b}\|_{\ell_2}^2 \leq (1+\epsilon)\|\vec{b}\|_{\ell_2}^2, \quad (4)$$

と定義される。ここで、 $\|\cdot\|_{\ell_2}$ は ℓ_2 ノルム、 ϵ は $0 < \epsilon \leq 1$ となる定数である。RIPは行列 $[W]$ が任意の K スパースなベクトル $\vec{b}$ の長さをどれくらい保存するかを示している。 ϵ が0に近ければ、行列 $[W]$ はベクトル $\vec{b}$ の長さを保存するため、CS向きの行列であると言える。一方で、 ϵ が1に近ければ、行列 $[W]$ はベクトル $\vec{b}$ の長さを保存しないため、良好な再構成結果は望めない。

良好なRIPを達成できる行列としては、ガウシアンランダム行列、ベルヌーイランダム行列、フーリエ変換行列のランダムサブセット行列等が挙げられる。これらの行列を用いた場合、良好な再構成に必要な取得信号の要素数 M は

$$M > c \cdot K, \quad (5)$$

となる^{2,3)}。 c は4程度の定数である。これは、Fig. 1を例にすると、 512×512 画素(=262144画素)の対象信号を31457画素で取得でき、取得信号のデータサイズを1/8程度に削減できる可能性を示唆している。

前段の結果はCSの有用性を示しているが、これらのランダム行列を物理的に実装するのは困難である。また、再構成アルゴリズムで使用する変換行列 $[T]$ も加味して、システム行列 $[H]$ を設計する必要もある。しかし、システム行列 $[H]$ が理想的では無くてもある程度のランダム性を含み、大まかにRIPを満足すれば、従来のサンプリング手法に対して十分に有用であることが経験的に知られている。

3. コンプレッシブ二次元イメージング

CSを用いた二次元以上の光学情報取得をコンプレッシブイメージングとよぶ。1節で述べたように、CSは多次元の光学情報取得に有用である。本節では主に二次元情報(画像)を取得するためのコンプレッシブイメージングの手法をいくつか紹介する。

3.1 ランダム行列の物理実装によるイメージング

2.5節で理想的なCS用システム行列の実装は困難であると述べたが、Single-pixel cameraとよばれる、ベル

Fig. 5 Compressive 2D imaging. (a) Single-pixel camera and (b) single-shot super-resolution imaging.

ヌーイ行列を実装したイメージングシステムが提案されている^{8,9)}。これは、Fig. 5 (a)に示すように、ランダムバイナリーパターンを表示したDigital micromirror device (DMD)上に対象を結像し、反射光を集光して単一受光素子で検出する。DMDのパターンをランダムに変えながら多数回撮影を行う。検出信号に対して、Eq.(3)にもとづく再構成処理を行い、対象信号を再構成する。3~10の圧縮率(N/M)が確認されている。

また、本手法はシステム行列 $[H]$ がバイナリーであることを除けば、本特集でも取り上げられているゴーストイメージングと等価である¹⁰⁾。Single-pixel cameraは対象からの散乱光、ゴーストイメージングは対象への照明光をランダムに変調する。ゴーストイメージングへのCSの利用も行われている¹¹⁾。ただし、これらの手法では、光軸の軸外方向の情報に対して圧縮が施されるため、多数回の撮影が必要である。

3.2 シングルショット超解像イメージング

イメージセンサの受光素子ピッチは、イメージングシステムの空間分解能を決定する重要なファクターの一つである。受光素子の画素ピッチよりも細かいサブ画素の情報は、受光素子の開口により積分され失われる。この失われた情報を復元する手法は超解像処理とよばれ、画像処理の大きなトレンドの一つである¹²⁾。通常の超解像処理では、サブ画素ピッチ単位でイメージセンサを移動させて複数回の撮影を行い、撮影画像群から一枚の超解像画像を再構成する。

CSを適用することで、一枚の撮影画像からの超解像処理が可能になる¹³⁾。これらのシステムでは、Fig. 5 (b)に示すように、対象信号を高解像度なSpatial light modulator(SLM)を用いてサブ画素単位でランダム変調を行い、変調後の信号を低解像度なイメージセンサで取得する。このランダム変調過程を含めてモデル化を行い、スパース拘束を用いた再構成処理を行うことで、シングルショット超解像処理をおこなう。また、このサブ画素変調のコンセプトは複眼カメラシステムにおいて、イメージセンサの受光素子上にサブ画素の強度変調マスクを配置する、Focal plane codingとよばれる手法として知られている¹⁴⁾。

4. コンプレッシブ多次元イメージング

CSは1節で述べた計測対象と検出素子の次元のギャップを補償するのに有用である。具体的には、イメージセンサを使った多次元光学情報の一括取得がこれにあたる。筆者が取り組んできたCSにもとづく多次元光学情報を一括取得するための手法を幾つか紹介する。

4.1 複眼イメージング

イメージセンサの前にレンズアレイを配置する複眼カメラを用いた多次元イメージングシステムが提案されている^{15,16)}。このシステムでは、各単位光学系で異なる変調を対象信号に加える。例えば分光イメージングでは、

波長-空間の三次元対象情報に対し、Fig. 6 (a)の様な波長分散素子を用いて各単位光学系で異なる剪断を与え

Fig. 6 Compressive multi-spectral imaging. Compound eye optics with (a) dispersers and (b) multi-band pass filters. (c) PSF engineering with a grating. (d) Digital holography with a randomized color filter array.

Table 1 Implementations for compound eye based multi-dimensional imaging.

	Shearing	Weighting
Depth	Parallax	None
Spectrum	Disperser	Color filter
Polarization	Birefringence element	Polarizer
Time	Lens movement	Shutter
High dynamic range	None	Neutral density filter
Wide field-of-view	Half mirror (shift)	Half mirror (transparency)

Fig. 7 Simulation of compressive compound eye imaging. (a) Captured image and reconstructions (b) without and (c) with a sparsity constraint.

たり, Fig. 6 (b) のようなマルチバンドパスフィルタを用いて異なる重み分布を掛けたりする. Fig. 6 (b) では複数のバンドパスフィルタを瞳中に配置して, マルチバンドパスフィルタを実装している.

複眼イメージングを用いた多次元光学情報取得の実装例をTable 1に示す. この実装例が示すように, 本手法は様々な光学情報取得に利用できる. またこれらの組み合わせることで複数の光学情報の同時一括取得も当然可能である.

上述の変調を加味したシミュレーション結果をFig. 7に示す. 対象は, 256×256 画素の8枚の自然画像から構成される三次元データである. 64×64 画素の画像から構成される 4×4 の単位光学系を想定した撮影画像がFig. 7 (a)である. この時の圧縮率は8となる. 2.4節で述べたスパース拘束を使用しない再構成結果がFig. 7 (b), 使用した結果がFig. 7 (c)である. スパース拘束を利用した結果, 対象信号が良好に再構成され, シングルショット多次元イメージングの原理がデモンストレーションされている.

4.2 点像分布関数操作

点像分布関数(PSF)の操作による多次元イメージングも可能である¹⁷⁾. この手法では, 変調光学素子を用いて, 次元軸に依存する点像分布関数を実装する. 例えば, 分光イメージングでは, Fig. 6 (c)に示すような回折格子を瞳に配置する. 回折格子からの高次の射出光の角度は波長依存である. そのため波長依存性をもつ点像分布関数を実装できる. 手法を用いた多次元光学情報取得の実装例をTable 2に示す. また, 本手法は, Fig. 8に示すように, 広角イメージングへも応用可能である. Fig. 8 (a)に示す従来のカメラは視野が限定されている(“2”のみ). 一方, Fig. 8 (b)に示す広角カメラでは,

Table 2 Implementations for Coded PSFs based multi-dimensional imaging.

Depth	Coded aperture
Spectrum	Grating
Polarization	Birefringence element
Time	Temporally variable coded aperture

Fig. 8 Compressive wide field-of-view imaging. (a) Conventional camera and (b) wide field-of-view camera with PSF engineering.

ビームスプリッターとミラーを用いて隣接する視野(“1”, “2”, “3”)を重ね合わせて撮影し, その後の再構成処理により広視野画像を得る.

4.3 デジタルホログラフィ

フレネル伝搬した対象情報をスパースにサンプリングし, スパースな取得信号から対象信号を再構成するCompressive Fresnel holography(CFH)が提案されている¹⁸⁾. このCFHは多次元イメージングに有用である^{19,20)}. 例えば, 分光イメージングではFig. 6 (d)に示すように, 画素毎にランダムに配置されたカラーフィルタを利用する. 各波長のサンプリング過程は, スパースであるためCFHと等価である. 本手法を用いた多次元イメージングの実装例は, Table 1の最終列に対応する.

5. まとめ

本稿では, CSの原理とそれを利用したイメージング手法であるコンプレッシブイメージングについて解説した. CSは光学システムの様々なトレードオフの緩和や解消に有用である. 本分野は急速に拡大しており, 今後革新的なイメージング手法の提案が期待される.

また, CSのサンプルコードの幾つかはMATLABベースで公開されている⁵⁻⁷⁾. 是非, CSのツールとしての有効性を体感して頂きたい.

参考文献

- 1) D. Donoho: IEEE Trans. Info. Theory **52** (2006) 1289.
- 2) R. Baraniuk: IEEE Signal Processing Magazine **24** (2007) 118.
- 3) E. Candès and M. Wakin: IEEE Signal Processing Magazine **25** (2008) 21.
- 4) 田中 利幸: IEICE Fundamentals Review **4** (2010) 39.
- 5) J. Bioucas-Dias and M. Figueiredo: IEEE J. Sel. Top. Signal Processing **1** (2007) 586.
- 6) M. Figueiredo R. Nowak, and S. Wright: IEEE Trans. Image Proc. **16** (2007) 2992.
- 7) S. Wright, R. Nowak, and M. Figueiredo: IEEE Trans. Image Proc. **57** (2009) 2479.
- 8) M. Duarte, M. Davenport, D. Takhar, J. Laska, T. Sun, K. Kelly, and R. Baraniuk: IEEE Signal Processing Magazine **25** (2008) 83.
- 9) P. Ye, J. Paredes, G. Arce, Y. Wu, C. Chen, and D. Prather: Proc. 2009 IEEE ICASSP (2008) 429.
- 10) B. Erkmén and J. Shapiro: Adv. Opt. Photon. **2** (2010) 405.
- 11) O. Katz, Y. Bromberg, and Y. Silberberg: Appl. Phys. Lett. **95** (2009) 131110.
- 12) S. Park, M. Park, and M. Kang: IEEE Signal Processing Magazine **20** (2003) 21.
- 13) Y. Rivenson, A. Stern, and B. Javidi: Opt. Express **47** (2008) B76.
- 14) A. Portnoy, N. Pitsianis, X. Sun, and D. Brady: Appl. Opt. **18** (2010) 15094.
- 15) R. Horisaki, K. Choi, J. Hahn, J. Tanida, and D. Brady: Opt. Express **18** (2010) 19367.
- 16) R. Horisaki, X. Xiao, J. Tanida, and B. Javidi: Opt. Express **21** (2013) 4263.
- 17) R. Horisaki and J. Tanida: Opt. Express **18** (2010) 23041.
- 18) Y. Rivenson, A. Stern, and B. Javidi: J. Display Technol. **6** (2010) 506.
- 19) D. Brady, K. Choi, D. Marks, R. Horisaki, and S. Lim: Opt. Express **17** (2009) 13040.
- 20) R. Horisaki, J. Tanida, A. Stern, and B. Javidi: Opt. Lett. **37** (2012) 2013.