

圧縮センシングに基づく磁気共鳴画像 (MRI) の高速撮像法の開発

Development of Fast Magnetic Resonance Imaging Technique Based on Compressed Sensing

2021020



研究代表者 立命館大学

共同研究者 広島市立大学

教授 平 林 晃
(受領時 山口大学 准教授)
准教授 三 村 和 史

[研究の目的]

磁気共鳴画像 (MRI) は現代医療に欠く事のできない技術である。この技術は有益な情報を多くもたらす一方で、撮像時間が長いという問題がある。狭い装置に 15 分以上患者は閉じ込められ、体の動きに弱いという問題点も生じる。これらの問題点を解決する為に、データ取得を高速に行う手法の開発が求められてきた。

高速化には大きく分けて 2 種類のアプローチがある。第 1 は信号取得の並列化などによってハードウェア的に高速化するものであり、現在の高速撮像の多くはこのアプローチに基づく。第 2 は取得する信号そのものを削減するソフトウェア的なアプローチであり、ハードウェアに依らずに高速化が可能であり、第 1 のアプローチと組み合わせる事によって更なる高速化が可能になる。本研究は後者に基づくものである。

第 2 のアプローチにおいて肝要となる画像の性質がスパース性である。この性質は、ベクトルや行列においてほとんどの成分が 0 であり、残りの少数の成分、例えば 10% 以下の成分のみが非零であることを意味する。当然のことながら、画像において 90% 以上の画素が 0 であるということは一般に起こりえない。ところが、特別な変換を適用した結果、その係数のほとんどが 0 あるいは非常に小さな値になるのである。このような変換には、医療画像に対しては

ウェーブレット変換などがよく知られている。実際、この性質に基づいて JPEG などの圧縮処理は行われている。しかしこれらの従来技術では、大量のデータを取得してから圧縮を行っており、高速撮像という観点からは意味がない。圧縮後のデータと同程度の信号を直接取得し、かつ JPEG と同程度の品質の画像を復元するための技術が圧縮センシングである。本研究では MRI に圧縮センシングを適用する事により、高速撮像法を開発する。

[研究の内容、成果]

圧縮センシングにおける信号の復元手法で、最もよく知られたものは ℓ_1 ノルム最小化である。この手法を内点法を用いて実現したときの計算量はデータサイズの 3 乗に比例する。この計算量を削減するために反復アルゴリズムが提案されてきた。この中で、 ℓ_1 ノルム最小化による再構成と同じ圧縮率を実現できるものが近似的メッセージ交換 (Approximate Message Passing, AMP) アルゴリズムであり、反復回数をデータサイズによらない値としたとき、その計算量はデータサイズの 2 乗に比例するにとどまる。このアルゴリズムはもともと、1 次元データに対して提案されたものであり、2 次元データをラスタスキャンして大規模データに適用すると、観測行列の大きさがデータサイズの

2 乗に比例するために、膨大なメモリ領域が必要となるという問題点があった。観測過程が非可分な場合にはこのように対応せざるを得ない。しかし、2次元離散フーリエ変換（DFT）などのように可分な観測を行う場合には、データ X_0 に対する観測過程を

$$Y = AX_0B \quad (1)$$

と、両側からの行列演算で定式化できる。この表現を用いれば、メモリ領域や計算量をラスタスキャンを用いた場合に比べて大幅に削減できる。このことは即ち、処理可能データサイズを大幅に向上できることを意味する。本稿では、式(1)に基づく AMP アルゴリズムを提案する。

AMP アルゴリズムを直感的に説明すれば、いわゆる繰り返し弱閾値アルゴリズム（Iterative Soft Thresholding Algorithm, ISTA）に、Osager 項と呼ばれる調整項を加える事によって圧縮率を向上させたものである。また、ISTA は最小 2 乗誤差基準の ℓ_1 ノルム正則化に対する勾配法である。

詳細は省略するが⁸、 X_0 の各要素が複素数である場合の 2 次元 AMP アルゴリズムは以下のように導出できる [1]。命題 P が真の場合に 1、偽の場合に 0 を返す指示関数を $\mathbb{I}(P)$ で表し、画素毎に適用される弱閾値関数 $\eta_t: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$ を

$$\eta_t(x) = (x^R - \theta_t \text{sgn}(x^R)) \mathbb{I}(|x^R| > \theta_t) \in \mathbb{R},$$

と定義する。ここで sgn は符号関数であり、 $\theta_t \in \mathbb{R}$ は経験的平均 2 乗誤差（eMSE）に比例した閾値である。

アルゴリズム 1 (2D-CAMP)。初期値 $X^0 = O$ および $Z^0 = Y$ を設定し、

$$X^{t+1} = \eta_t(A^*Z^tB^* + X^t), \quad (2)$$

$$Z^t = Y - AX^tB + \frac{1}{2\alpha} \langle H_t^{\text{RR}} \rangle Z_{t-1}^t \quad (3)$$



(a) 原画像



(b) 再構成結果

図1 提案手法による 128×128 画像の再構成

によって X^t , Z^t を更新する。ここで、 A^* , B^* はそれぞれ A , B の共役作用素であり、 α は $(Y \text{ の要素数}) / (X_0 \text{ の要素数})$ で定義される圧縮率である。また、

$$H_t^{\text{RR}} := \partial_{\mathbb{R}} \eta_t^{\text{R}}(A^*Z^tB^* + X^t),$$

である。 $\langle \cdot \rangle$ は行列成分の平均であり、 $p \times q$ 行列 $A = (a_{ij})$ に対して $\langle A \rangle := (pq)^{-1} \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^q a_{ij}$ によって計算される。適切な終了条件が成立した場合にアルゴリズムを停止し、 X^t を再構成結果とする。

式(3)の右辺第3項が Onsager 項であり、この項が無い場合の ISTA に比べて提案アルゴリズムの圧縮率を向上させる役割を果たしてい

る。

提案手法による再構成シミュレーションを示す。図1(a)に示す画素数 128×128 の画像に対して、式(1)により 112×112 の観測結果を取得した。圧縮率は $\alpha = 112^2 / 128^2 \approx 0.766$ である。観測行列 A 、 B および観測結果 Y を用いて、提案手法により再構成した結果を図1(b)に示す。平均2乗誤差は 6.89×10^{-7} であり、完全再構成できていることがわかる。本シミュレーションは、2.99 GBのメモリを搭載したWindows 7コンピュータ上のMATLABで実装した。再構成にかかった時間は42.07秒であった。この値は、C言語などを用いた実装により更なる高速化が可能である。なお、同じ画像をラスタスキャンにより観測し、1次元AMPアルゴリズムを適用しようとしたところ、同一の計算機環境では実現できなかった。これにより、提案手法の有効性がわかる。

次に、信号密度 ρ に対してどの程度の圧縮率を提案手法により実現できるかを、実験的に評価した。信号の次元は $N \times N = 32 \times 32$, 48×48 , 64×64 である。いずれの場合にも、スパース率が $\rho = 10/256$, $20/256, \dots, 100/256$ となるように乱数行列 X を100回生成した。得られた行列を式(1)を用いて観測した。このとき、 A 、 B には同一の1次元ランダムDFT行列を用いた。観測数 $M \times M$ における M を1つつ増加させ、100個の乱数行列 X を全て完全再構成できる最小の M から求まる圧縮率 $\alpha = (M \times M) / (N \times N)$ をもって、100%完全再構成閾値と推定した。また、50%完全再構成閾値の結果を図2に示す。赤線、青線、緑線それぞれが、 $N \times N = 32 \times 32$, 48×48 , 64×64 の場合の結果である。破線は1次元ベクトルに対してランダムセンシングを行った場合の、 ℓ_1 ノルム最小化再構成における弱閾値理論値を表している。センシング行列が異なるので直接比較する事はできないが、目安値として表示してある。信号密度 ρ が0.2以上においては、理論値を下

回る圧縮率を実現しており、提案手法の有効性がわかる。図3は 64×64 次元画像に対する提案手法(2D-CAMP)の100%および50%復元のための圧縮率をそれぞれ赤線、青線で示している。破線は1次元ベクトルに対するランダムセンシングの圧縮率理論値である。100%圧縮率は50%圧縮率より高い値になっているが弱閾値の理論値を下回っており、提案手法の有効性が示されている。

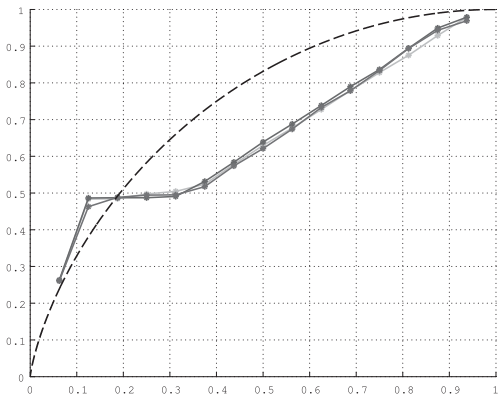


図2 提案手法(2D-CAMP)の50%復元のための圧縮率の実験的評価
横軸、縦軸はそれぞれ信号密度 ρ および圧縮率を示す。赤、青、緑の線はそれぞれ、 $32 \times 32 = 1,024$, $48 \times 48 = 2,304$, $64 \times 64 = 4,096$ 次元画像に対する結果を表す。破線は1次元ベクトルに対してランダムセンシングを行った場合の圧縮率理論値である。

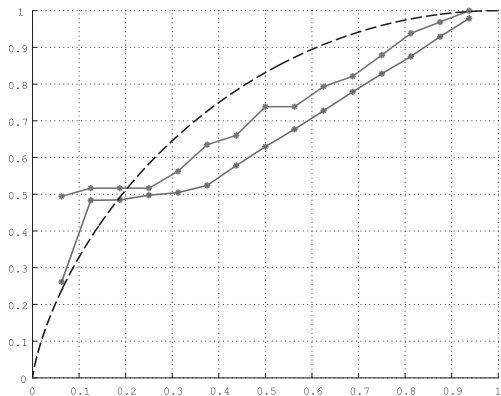


図3 64×64 次元画像に対する提案手法(2D-CAMP)の圧縮率の実験的評価
赤線、青線がそれぞれ100%, 50%復元のための圧縮率を示す。破線は1次元ベクトルに対するランダムセンシングの圧縮率理論値である。

[今後の研究の方向, 課題]

本研究では高速アルゴリズムを提案したが, その評価は理論データに留まっており, 実データに対する有効性は検証できていない。従って今後の研究課題は, 実際の MRI データを用いて提案アルゴリズムを評価する事である。このためには, 圧縮センシングによるデータ取得が必要になるので, 病院などに協力を依頼していくことが今後の課題となる。

[成果の発表, 論文等]

- [1] A. Hirabayashi, J. Sugimoto and K. Mimura, "Complex approximate message passing algorithm for two-dimensional compressed sensing," IEICE

Transactions on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences, conditional acceptance on April 25, 2013.

- [2] A. Hirabayashi, J. Sugimoto and K. Mimura, "Complex approximate message passing algorithm for two-dimensional compressed sensing," submitted to Asia-Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA ASC) 2013.
- [3] 杉本純兵, 平林 晃, 三村和史, "2次元データ圧縮センシングの為に反復再構成法," 第27回信号処理シンポジウム, no.C11-1, pp.602-607, 石垣, Nov. 2012.
- [4] 三村和史, 杉本純兵, 平林 晃, "2次元データ圧縮センシングの為に反復再構成法," 第35回情報理論とその応用シンポジウム, no.3.5.3, pp.241-245, 別府, Dec. 2012.