

ステップ変動型適応圧縮センシングアルゴリズムによる 磁気共鳴画像の復元

Reconstruction of MRI by Using Variable Step Size Adaptive Compressive Sensing Algorithm

○小崎大介*, 松下慎也*, 徐粒*

○ Daisuke Kozaki*, Shin-ya Matsushita*, Li Xu*

*秋田県立大学

*Akita Prefectural University

キーワード： 圧縮センシング (compressive sensing), 適応アルゴリズム (adaptive algorithm), 磁気共鳴画像法 (magnetic resonance imaging)

連絡先： 〒 015-0055 秋田県由利本荘市土谷字海老ノ口 84-4 秋田県立大学大学院システム科学技術研究科
電子情報システム学専攻 制御工学研究室 小崎大介, E-mail: m18b005@akita-pu.ac.jp

1. はじめに

現代医療において MRI は重要な役割を担っている。MRI の特徴としてコントラスト分解能が優れており軟部組織と病変とを色の濃度で表すことができる。また造影剤なしに脳血管などを画像に映し出すことが可能という点が挙げられる。しかし、MRI は撮像時間において X 線 CT に比べ長いという問題がある。加えて撮像中は体の動きに弱く、撮像を行っている間は体を静止させる必要がある。患者に対し長時間同じ姿勢を強いることは大きな負担になると考えられる。これらより MRI には撮像時間の短縮という課題があり、現在まで MRI による画像取得の高速化が進められてきた。

近年、信号処理の観点から撮像時間の短縮を行う方法として、圧縮センシング理論を MRI などの医用画像に応用する研究が行われている [3]。

圧縮センシングとは対象とする信号がスパース性を持つ場合、本来必要とされるサンプリング数よりも少ない観測によって信号を取得し、信号の復元を行う枠組みである。本研究では適応アルゴリズムを圧縮センシングに応用した適応圧縮センシングを用いて少数観測による MRI の復元を行う。適応圧縮センシングは、ノイズへのロバスト性及び、精度の高さがメリットとして知られている [2]。また、本研究では適応アルゴリズムで用いられるステップサイズをアルゴリズムの反復ごとに変動させ、画質の向上を図った。復元した画像に対してピーク信号対雑音比 (PSNR) という指標を用いて画質評価を行った。

2. 圧縮センシング

圧縮センシングとは、観測信号をできるだけ少なくし原信号を復元する方法である [1]。 N 次

元の $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^N$ を原信号, M 次元の $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^M$ を観測信号, $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{(M \times N)}$ を観測行列とすると,

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x} \quad (1)$$

(1) 式のような線形方程式を得ることができる. このとき, $M < N$ であり, 方程式の数よりも未知数の数が多く, (1) 式は劣決定問題である. よって原信号 \mathbf{x} を一意に推定することができない. しかし圧縮センシングでは, 原信号 \mathbf{x} には極少数の要素が非ゼロ, その他の要素がゼロあるいはゼロに近い値を持つことが予めわかっている場合に, その特性 (スパース性) を用いることで \mathbf{x} を推定することが可能となる. (1) 式より \mathbf{x} を推定する方法として, (2) 式に示す L1 ノルム最小化問題の解を求めることに帰着できる [3].

$$\min \|\mathbf{x}\|_1 \quad \text{subject to } \mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x} \quad (2)$$

3. 適応アルゴリズム

本研究では (1) 式の解を求める方法として適応アルゴリズムの 1 つである LMS (Least Mean Square) を圧縮センシングに応用した ZA (Zero Attraction)-LMS を用いる [4]. $\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x}$ の CS 問題を適応アルゴリズムに対応させ,

$$\mathbf{A} = [\mathbf{a}_1^T, \mathbf{a}_2^T, \dots, \mathbf{a}_M^T]^T \quad (3)$$

$$\mathbf{a}_k = [a_{k1}, a_{k2}, \dots, a_{kN}] \quad k = 1, 2, \dots, M \quad (4)$$

$$\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_N]^T \quad (5)$$

$$\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_M]^T \quad (6)$$

適応アルゴリズムの所望信号を $d(n)$, フィルタ係数を $\mathbf{w}(n)$, 入力信号を $\mathbf{s}(n)$ とし, 適応アルゴリズムと CS の対応関係は Table 1 のようになる.

Table 1 の対応関係から, 適応アルゴリズムと CS を対応させたブロック図を Fig.1 に示す. 適応アルゴリズムでは誤差関数を $e(n)$ を設定し, 誤差関数のパワーを評価する目的関数 E を定義する.

$$e(n) = y_k - \mathbf{a}_k^T \mathbf{x}(n) \quad (7)$$

Table 1 適応アルゴリズムと CS の対応

適応アルゴリズム	CS
$\mathbf{w}(n)^T$	\mathbf{a}_k
$\mathbf{s}(n)$	$\mathbf{x}(n)$
$d(n)$	y_k

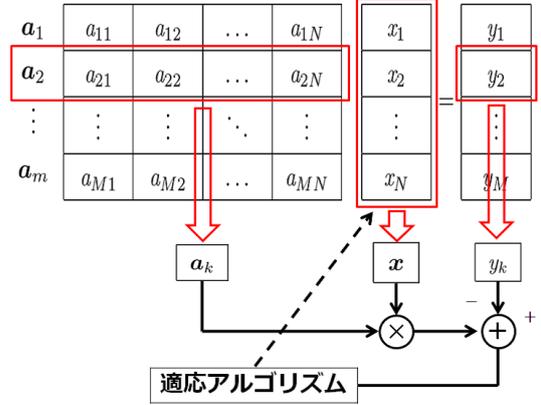


Fig. 1 適応アルゴリズム

$$E(n) = \frac{1}{2} e^2(n) \quad (8)$$

ZA-LMS アルゴリズムでは, 求める解に対しスパース性を保証するため, (8) 式の右辺にスパース正則化項を加える. λ は求める解にスパース性を与える重みづけパラメータである.

$$E(n) = \frac{1}{2} e^2(n) + \lambda \|\mathbf{x}(n)\|_1 \quad (9)$$

誤差関数 $e(n)$ が最小となるような \mathbf{x} を求めるため, 目的関数 E の勾配を計算し, \mathbf{x} の更新式に用いる. $\text{sgn}()$ は符号関数である.

$$\begin{aligned} \frac{\partial E(n)}{\partial \mathbf{x}(n)} &= -(y_k - \mathbf{a}_k^T \mathbf{x}(n)) \mathbf{a}_k + \lambda \text{sgn}(\mathbf{x}(n)) \\ &= -e(n) \mathbf{a}_k + \lambda \text{sgn}(\mathbf{x}(n)) \end{aligned} \quad (10)$$

$$\text{sgn}(\mathbf{x}(n)) = \begin{cases} \mathbf{x}(n)/|\mathbf{x}(n)| & \mathbf{x}(n) \neq 0 \\ 0 & \mathbf{x}(n) = 0 \end{cases} \quad (11)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(n+1) &= \mathbf{x}(n) - \mu \frac{\partial E(n)}{\partial \mathbf{x}(n)} \\ &= \mathbf{x}(n) + \mu e(n) \mathbf{a}_k - \mu \lambda \text{sgn}(\mathbf{x}(n)) \end{aligned} \quad (12)$$

\mathbf{x} は (10) 式を用いた (12) 式のように更新される。ここで、 μ は係数の更新に関わる正の値を持つパラメータであり、アルゴリズムの収束に影響する。本研究ではステップサイズ μ の値を固定させるのではなく、更新前後の信号の誤差によりアルゴリズム内でステップサイズが更新されるように設定した。ステップサイズ μ の更新式は以下になる。

$$\mu(n) = \frac{\|\mathbf{y} - \mathbf{A}\mathbf{x}(n)\|_2}{\|\mathbf{y} - \mathbf{A}\mathbf{x}(n-1)\|_2} \mu(n-1) \quad (13)$$

4. CS の MRI への応用

MRI は被写体に磁場をかけ、体内の水素の挙動を信号として収集する。収集した信号に対しフーリエ変換を行うことで体内の断面図を画像として得ることができる。MRI の信号収集は k 空間と呼ばれる周波数領域の空間上で行われる。本来の MRI 撮像では取得したい画像の分解能に応じた数の格子点が k 空間に与えられ、その格子点すべてに信号を取得していく必要がある。圧縮センシングの応用では、 k 空間データを全て取得するのではなく、 k 空間を部分的に間引くように信号収集を行い、少数観測による画像の取得と撮像時間の短縮を実現させる。Fig.2 にそれぞれ k 空間をフルサンプリングした状態 (上)、間引きした状態 (下) を示す。Fig.2 (下) の実空間では、 k 空間を間引いた影響からアーチファクトと呼ばれるノイズの様なものが見られ、Fig.2 (上) では明瞭だった画像の特徴点がアーチファクトに埋もれてしまっているのが確認できる。間引きサンプリングによって得られた画像に対し、本研究では ZA-LMS を用いることでアーチファクトを低減させ、 k 空間をフルサンプリングによって得られた画像と同程度の復元を行う。

5. 画像復元

シミュレーション用の画像として Shepp-Logan ファントムと呼ばれる頭部イメージを用い、画像にスパース性を与えるため 2次元ウェーブレット

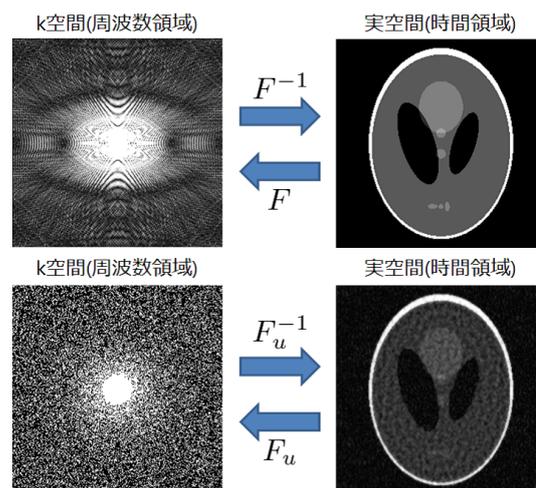


Fig. 2 k 空間と実空間 (フルサンプリング)

変換を用いた。Fig.3 は復元手順の一連の流れである。 Φ , Φ^{-1} はそれぞれウェーブレット変換とその逆変換を示している。Fig.3 (下) は復元手順内の CS 部分を示している。CS 部分ではスパース領域内で適応圧縮センシングによる、アーチファクト除去が行われる。

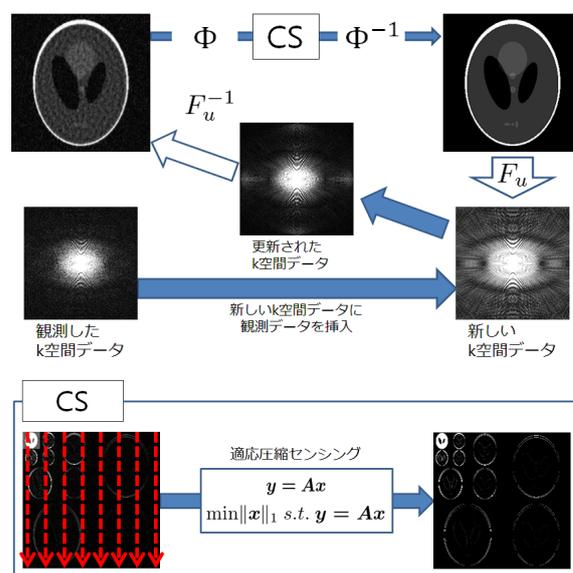


Fig. 3 画像復元流れ

Fig.4 に復元した画像と復元前の画像を示す。赤線で囲んだ部分を Fig.4 (下) 拡大した状態で示す。2つの画像を比較すると復元前ではアーチファクトによって埋もれていた特徴的な部分も明瞭に現れていることが確認できる。復元した画像の画質は 81.4328 [dB] であり、十分な画質

を得られた。このとき k 空間の収集率は 30% とし、画像復元の反復回数は 50 回である。ステップサイズを固定した場合と、アルゴリズム内で

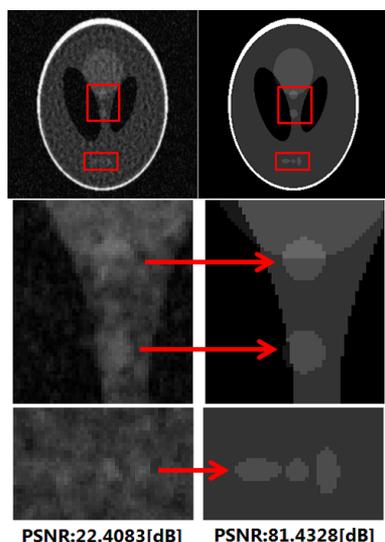


Fig. 4 復元結果比較

変化させた場合を比較したグラフを Fig.5 に示す。このグラフでは青線がステップサイズを変化させた結果、赤線がステップサイズを固定させた状態の結果である。グラフより、ステップサイズをアルゴリズムの反復ごとに変化させることによってより高画質な復元が可能であることが確認できる。

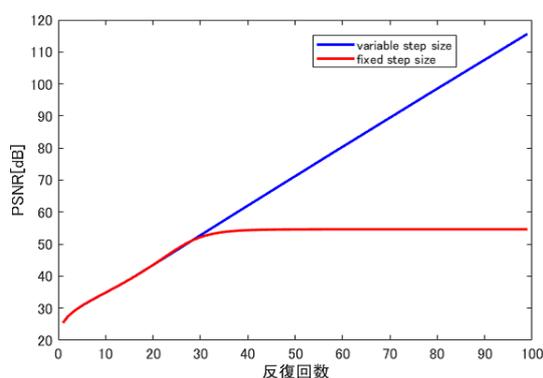


Fig. 5 k 空間と実空間 (間引きサンプリング)

6. 結論

本研究では、ステップサイズを変動させるステップ変動型適応圧縮センシングを MRI に応用させ、ステップサイズを固定した場合との比較を行った。その結果、ステップサイズを変動させることで同じ反復回数でシミュレーションを行った場合、より画質を向上させることが確認できた。

7. 参考文献

参考文献

- 1) Donoho D: Compressed sensing, IEEE Trans Inf Theory, 52, 1289/1306 (2006)
- 2) J Jin, Y Gu, S Mei: A stochastic gradient approach on compressive sensing signal reconstruction based on adaptive filtering framework, IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 4(2), 409/420 (2010)
- 3) 三村 和史: 圧縮センシング -疎情報の再構成とそのアルゴリズム-, 数理解析研究所講究録, 26/56 (2012)
- 4) J Jim, Q Qu, Y Gu: A Robust Zero-point Attraction LMS Algorithm on Near Sparse System Identification, IET Signal Processing, 7(3), 210/218 (2013)
- 5) Lusting M, Donoho D, and Pauly JM: Sparse MRI: The Application of Compressed Sensing for Rapid MR Imaging, Magn Reson Med, 58(6), 1182/1195 (2007)
- 6) 平林晃, 三村和史: 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, 立石科学技術振興財団 助成研究成果集, 22, 106/109 (2013)
- 7) 町田好男, 森一生: MRI 高速撮像の進展～画像化の原理から圧縮センシングまで～, 医用画像情報学会雑誌, 30, 7/11 (2013)
- 8) 伊藤聡志, 齊藤文彦, 荒井博俊, 他: GPU を用いた三次元 MRI 圧縮センシング再構成の高速化, Med Imag Tech, 31, 167/175 (2013)
- 9) 伊藤聡志, 原田弘章, 山田芳文: 圧縮センシングの MRI マルチスライス撮像応用における画像再構成条件と再生造品質の関連, Med Imag Tech, 32(2), 123/131 (2014)