

令和元年6月7日現在

機関番号：12201

研究種目：基盤研究(C) (一般)

研究期間：2016～2018

課題番号：16K06379

研究課題名(和文) 圧縮センシングを応用したMRI高速撮像の実用化に向けた課題解決に関する研究

研究課題名(英文) Feasibility Study on MR High-speed Imaging using Compressed Sensing

研究代表者

伊藤 聡志 (ITO, SATOSHI)

宇都宮大学・工学部・教授

研究者番号：80261816

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 3,600,000円

研究成果の概要(和文)：圧縮センシングをMRIに導入する場合は、画像をスパース化する関数やL1ノルム最小化問題を解くアルゴリズムなど選択肢が多く、再生像の品質は再構成手法に左右される。本研究では臨床での使用を考慮して空間的に大きな位相変化を含むMR画像に圧縮センシングを応用する問題を考えた。交互方向定数法を使用し、かつ画像のスパース化変換をマルチスケール化することにより、位相を含む場合に於いても良質な再構成像が得られることが示された。また、GPUを使用することにより、再構成時間を実用的に許容できる時間まで短縮できることを示した。

研究成果の学術的意義や社会的意義

磁気共鳴現象を利用したMRIでは、3 TeslaのMRIが登場し、高S/N比の映像が得られるようになっているが、一方で、撮像のための信号収集は依然として時間を要する問題がある。本研究は圧縮センシングの実用化に向けた課題解決を目的とし、位相を含んだ画像を再構成する方法について検討を行った。マルチスパース化変換を使用し、交互方向乗数法を利用することにより位相を含んだ画像も良好に再構成できることが示された。本研究により、圧縮センシングをMRIに導入する場合に想定される主要な課題について、その解決策が示された。これは将来の医療福祉に貢献する成果と考える。

研究成果の概要(英文)：In most MR scanning, image reconstruction is executed by taking the inverse Fourier transform of acquired signal. However, image reconstruction in compressed sensing requires the choice of sparsifying transform function and algorithms for L1 minimization of cost function, therefore, the obtained image quality depends on those functions and reconstruction algorithms. In this research, comparison of iterative shrinkage algorithm and ADMM (Alternating Direction Method of Multipliers) in compressed sensing of phase-varied MR images was performed. Experimental studies showed that the highest PSNR was obtained in ADMM combined with multi-scale sparsifying transform function.

研究分野：医用画像工学

キーワード：磁気共鳴映像法 高速イメージング 圧縮センシング

様式 C - 19、F - 19 - 1、Z - 19、CK - 19 (共通)

1. 研究開始当初の背景

MRI の課題は撮像時間の短縮である。MRI では通常の撮像条件では数分を要し、患者への負担増、スループットの低下が問題となっている。近年、圧縮センシングと呼ばれる新しい信号復元理論が注目を集めている。これは標本化定理を満足しない信号収集条件であっても、条件によっては元画像を復元できるとする新しい理論である。この圧縮センシングを MRI に応用し、少数の観測データから画像を再構成することができれば、信号収集時間の短縮を実現し、さらに、機能的 MRI や拡散 MRI による高次脳機能の研究を大きく推進する極めて大きい効果がある。

2. 研究の目的

磁気共鳴現象を利用した Magnetic Resonance Imaging(MRI)では、3 Tesla の MRI が登場し、高 S/N 比の映像が得られるようになってきているが、一方で、撮像のための信号収集は依然として時間を要する問題がある。本研究は、圧縮センシングの実用化に向けた課題解決を目的とする。高品質な画像再生と撮像の高速化により患者の負担軽減、スループットの改善による医療費負担の軽減などを目的とする。

3. 研究の方法

圧縮センシングで重要な処理の一つに非線形な画像復元がある。微分不可能な評価関数の最小化問題を解析的に解くことは困難であり、近似式や変数を分離する等の処理により逐次的に解を求める形式がとられる。様々な方法がこれまでに提案されている中で、反復的閾値法 [ 1 ] は比較的容易に実装でき、また、多くのスパース化変換が利用できることから最も一般的な方法の一つになっている。近年、L1 正則化問題を変数分離法により解く ADMM を再構成に利用する方向が注目されている。MR 画像の復元問題は、画像がアトム(atom)の組み合わせで表現できると仮定する合成モデル(Synthesis model)と、スパース化変換によりスパース化を仮定する解析モデル(Analysis model)とに分類できる。両者を組み合わせたモデルを解く方法に C-SALSA-B(Constrained split augmented Lagrangian shrinkage algorithm for balanced model) [ 2 ] がある。また、複数の L1 ノルムと L2 ノルムを含んだ最小化問題に対し高い収束性を持つ方法に Split Bregman 法 [ 3 ] がある。アルゴリズム 1 から 3 に反復的閾値法の収束を速めた SpaRSA (Sparse Reconstruction by Separate Approximation) [ 4 ], C-SALSA-B および Split Bregman 法のアルゴリズムを示す。ここで、Soft ( ) は、括弧内の値を閾値 でソフト閾値処理を行うことを意味する。また、 $\gamma_s, \eta, \tau, \gamma_c, \mu, \rho, \delta_n, \delta_d, \tau_s, \tau_b$  は定数である。

アルゴリズム 1 SpaRSA	アルゴリズム 2 C-SALSA-B
1: $n = 1$	1: $n = 1$
2: repeat	2: repeat
3: $\alpha_{n+1} = \alpha_n + \frac{1}{\gamma_s} \Psi F^* U^* (y - UF x_n)$	3: $\alpha_{n+1} = \frac{\mu}{\mu + \rho} \Psi F^* U^* (y + h_n) + \gamma_c (z_n + d_n) + \Psi F^* \left[ (1 - \gamma_c) I - \frac{\mu}{\mu + \rho} U^* U \right] F \Psi^* (z_n + d_n)$
4: $z_{n+1} = \text{Soft}_{\tau}(\alpha_{n+1})$	4: $z_{n+1} = \text{Soft}_{\tau_s}(\alpha_{n+1} - d_n)$
5: $x_{n+1} = \Psi^* z_{n+1}$	5: $h_{n+1} = h_n - \delta_n (UF \Psi^* \alpha_{n+1} - y)$
6: $n = n + 1, \tau = \eta \tau$	6: $d_{n+1} = d_n - \delta_d (\alpha_{n+1} - z_{n+1})$
7: until converge	7: $n = n + 1$
Output: $x$	8: until converge
	Output: $x = \Psi^* \alpha_n$

アルゴリズム 3 Split Bregman
1: $n = 1$
2: repeat
3: $x_{n+1} = \frac{1}{2\mu + 1} F^* y + \left( I_N - \frac{1}{2\mu + 1} F^* U^* UF \right) \Psi^* (\alpha_n - b_n)$
4: $\alpha_{n+1} = \text{Soft}_{\tau_b}(\Psi x_{n+1} + b_n)$
5: $b_{n+1} = b_n + \Psi x_{n+1} - \alpha_{n+1}$
6: $n = n + 1$
7: until converge
Output: $x = \Psi^* \alpha_n$

4. 研究成果

画像再生実験では、キャノンメディカル社製 MRI を使用し被験者の同意を得て撮像された位相変化量の異なる三種類の画像モデル A, B, C を利用した。図 1 に画像モデル A ~ C の絶対値像と位相分布像を示す。画像モデル A は、高速スピンエコー法により撮像したマルチスライス像であり、撮像条件は、フリップ角 90°, 繰り返し時間 TR は 10000 ms, エコー時間 TE は 24

ms, 反転時間 TI は, 3400 ms, スライス厚 5 mm, 224×256 画素, 分解能 1.0×0.9 mm である。画像モデル B は, 三次元高速スピネコー法により撮像された T2 強調像であり, 撮像条件はフリップ角 90°, TR/TE が 3500/352 ms, スライス厚 1.2 mm, 240×256 画素, 分解能 1.1 mm である。画像モデル C は, 三次元フィールドエコー法により撮像された Flow Sensitive Black Blood (FSBB) [5] 像であり, 撮像条件はフリップ角 20°, TR/TE が 50/40 ms, スライス厚 1.5 mm, 256×256 画素, 分解能 0.78 mm の条件である。各モデル画像は, 断面の異なる 10 枚の画像を使用した。

スパース化変換には観測行列とスパース性導入関数とのインコヒーレント性を高めるためにマルチスケール eFREBAS 変換 [6, 7] を導入した。この方法では, eFREBAS 変換の展開スケール D をアルゴリズム 1 から 3 の中で n を更新する度に更新する。信号収集は臨床で最もよく使用されるカルテシアン座標系を使用して行った。圧縮センシングを想定した信号は, 各スライス像からエコー信号を数値的に合成し, 原点を中心に 40 点は連続に収集するものとし, それ以外は信号の収集密度がガウス分布に比例したランダム収集を行うものと仮定した。再構成時のパラメータは, SpaRSA では,  $\eta = 0.95$ , C-SALSA-B では,  $\gamma_c = 0.5, \rho = 1, \mu = 1, \delta_h = 1, \delta_d = 1$ , Split Bregman 法では,  $\mu = 0.1$  とした。なお, アルゴリズム 1 から 3 の  $\tau, \tau_s, \tau_b$  は, L1 と L2 ノルムに与える重み係数などから決定される値であるが, 本研究では画像に含まれる雑音の標準偏差を推定し, その 2 倍の値とした。

再生像の品質は, ピーク信号対雑音比 (peak signal-to-noise ratio; 以降, PSNR と称する) を使用した。なお, PSNR は式 (1) を使用し, 再生像の二乗平均平方根誤差 (RMSE) は, フルデータ再生像と圧縮センシングにより求めた再生像のそれぞれの絶対値の差より求めた。

$$\text{PSNR} = 20 \log \frac{\max[x]}{\text{RMSE}} \quad (1)$$

まず, 3 種類の再構成アルゴリズムを使用して画像再生シミュレーションを行った。信号量を 40% とした場合の平均 PSNR を表 1 に示す。C-SALSA-B と Split Bregman 法は, ほぼ同等の PSNR を示し, SpaRSA より大きな値となった。

表 1 の結果から, 再構成アルゴリズムに Split Bregman 法を使用することにし, 次にスパース化変換のマルチスケール化の効果について検討を行った。信号量を全信号の 30%, 40% および 50% とし, eFREBAS 変換の展開スケール D を単一とする場合と  $D = \{3, 4, 5, 6, 7\}$  の順に循環的に使用するマルチスケール化の場合とで比較を行った。画像モデルごとの結果を図 2 に示す。実線はマルチスケール利用であり, 破線は単一スケール利用である。スパース化変換をマルチスケール化することにより PSNR が大幅に改善されている。次に位相の有無による再生像の品質評価を行った。図 2 の評価に使用した画像の絶対値像を作成し, 位相を持たない MR 信号を数値的に合成し, 再構成シミュレーションを実施した。信号の収集起動は, 位相画像と同一のものを使用した。結果を図 2 に示す。被写体を実関数と仮定した場合は, 位相画像の結果に比べて PSNR の値が大幅に向上している。図 3 に信号量を 40% としたモデル 2 の再生像例を示す。(a) は被写体を実関数とした場合であり, (b) はスパース化変換をマルチスケール化した場合を, (c) は単一のスパース化変換として  $D=6$  の eFREBAS 変換を使用した再生像である。また, (d), (e), (f) はそれぞれ (a), (b), (c) の誤差画像である。マルチスケール化により誤差が減少すること, および位相をもたない画像の場合には誤差が極めて少ないことがわかる。表 1 の結果より, 本研究で使用した条件において C-SALSA-B と Split Bregman 法はほぼ同等の PSNR となった。ただし, スパース化変換をマルチスケール化するためには, C-SALSA-B は, スパース化した画像信号を画像に変換する必要があるため計算ステップが SpaRSA に比べて多くなる。

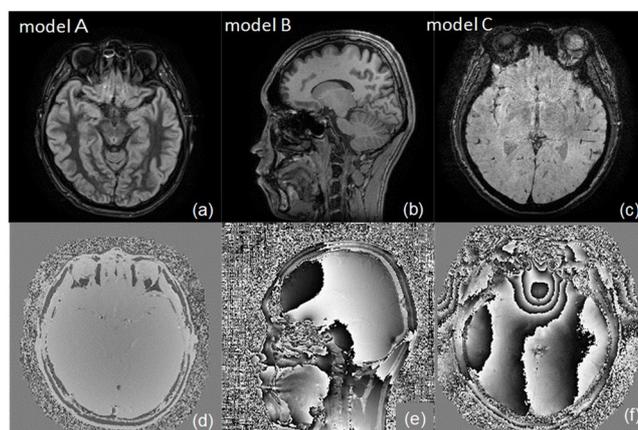


図 1 使用した位相変化の異なる 3 種の画像モデル。

表 1 再構成アルゴリズムと再生像 PSNR

(信号量 40%の場合)

method	SpaRSA	C-SALSA-B	Split Bregman
Model A	27.96	28.07	28.15
Model B	26.82	27.00	27.04
Model C	25.20	25.30	25.32

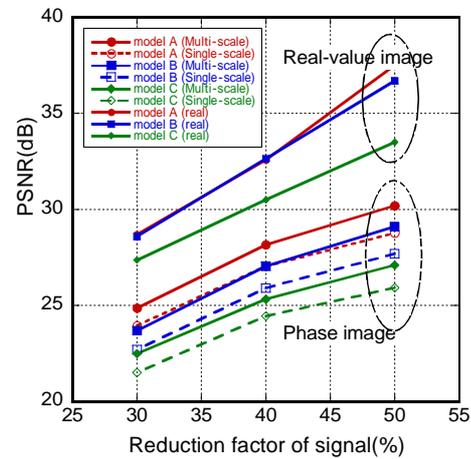


図 2 スパース化変換のマルチスケール化, 位相変化および位相の有無による再生像の PSNR の相違

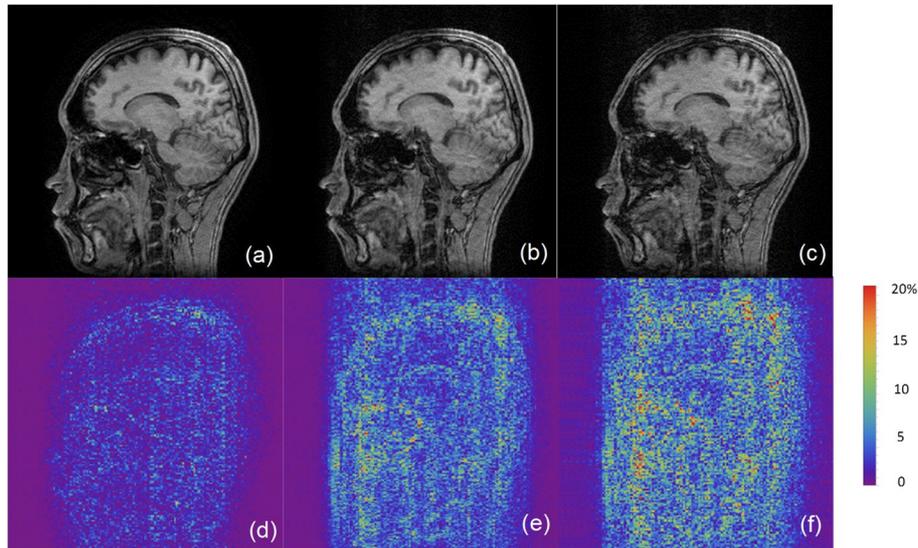


図 3 信号量 40%の場合に Split Bregman 法を利用した再生像の絶対値像と誤差画像; (a) 位相を持たない実関数の場合, (b) (c) 位相画像に対しマルチスケール eFREBAS 変換を使用する場合と単一スケール eFREBAS 変換を使用する場合, (d), (e), (f) は (a), (b), (c) の誤差画像

図 2 の結果より, スパース化変換をマルチスケール化することにより PSNR の値が大幅に改善された。これは基底関数の異なる複数のスパース化変換を利用することにより, 複合的に見たスパース化のための基底関数と観測行列であるフーリエ変換基底とのインコヒーレンス性が高まったためであると解釈できる。すなわち, スパース化変換の基底を単一とする場合は, 基底関数に似た分布をもつアーティファクトはスパース化空間で大きな振幅を持ち, 閾値処理で除去されないが, 異なる複数のスパース化基底を適用すると基底関数のうちアーティファクトの分布との相似性が極めて低いものも存在するので, スパース化空間において振幅が低くなり閾値処理によって除去され易くなる。図 2 のグラフでは空間的な位相変化が小さい画像の方が PSNR の値が大きくなる傾向が示された。これは, 位相変化が大きい画像の方が空間的な振幅変化が大きいため, スパース化変換によってもスパース化しにくいことが原因と考える。すなわち, 画像のスパース性が低いためにスパース近似に基づく画像再生において誤差を多く生むことが原因である。位相を持たない図 2 の検討結果では, 画像モデル A と B がほぼ同じ値になっているように空間的な位相変化が再生像の PSNR に与える影響は大きい。なお, 図 2 において画像モデル C の PSNR が他モデルに比べて小さい点は, このモデル自体にやや雑音が多く含まれることが原因と考える。図 2 と図 3 より被写体を実関数と仮定する場合には, 再生像の PSNR は位相をもつ場合に比べて顕著に大きくなった。第一の理由は, 被写体を実関数と仮定できる場合は, 信号空間においてエルミート対称性が成立するため, 対称的な関係を持つ信号のうち一方の信号が求められれば, 他方の信号も求められるためである。再生アルゴリズムの中で被写体を実関数であるとの拘束条件を与えると, 原点に関して対称な点の信号対はどちらか一方より他方が自動的に埋められる。第 2 の理由は, 前述したように位相変化がある場合はスパース性が低く

なる点がある。これらの理由から、被写体を実関数と仮定した場合は、同一の信号量で比べたとき位相画像に比べ良質な画像が得られる。圧縮センシングのMRI応用において被写体を実関数と仮定して研究報告をなされることがあるが、再生像上の位相を高精度で求められるような位相変化が空間的に緩やかな場合を除いて位相画像で実関数画像と同等の画質を得るには一般的に信号量を増やす必要がある。

本研究では2次元の位相画像に圧縮センシングを適用したため、信号の間引き率は大きくはないが、圧縮センシングはスパース性が高い画像、あるいは高次元の撮像ほど効果が大きい。また、パラレルイメージングとの併用により実質的な撮像のさらなる高速化も可能である。

MR像の位相を考慮した圧縮センシングにおいて再構成アルゴリズムに交互方向定数法を利用することにより再生像のPSNRは反復的閾値法より高い値となった。また、位相画像のスパース化変換をマルチスケール化することによって再構成誤差を大きく軽減することができ、再生像のPSNRを大きく改善できることが確認された。

## 文 献

- [ 1 ] Donoho DL: Compressed sensing. *IEEE Trans Inform Theory* **52**: 1289–1306, 2006
- [ 2 ] Liu Y, Cai JF, Guo D et al. Balanced Sparse Model for Tight Frames in Compressed Sensing Magnetic Resonance Imaging, *PLOS ONE*, 10, Article ID e0119584, 2015
- [ 3 ] Goldstein T, Osher S : The split Bregman method for l1 regularized problems. *SIAM J Imaging Sci* **2**: 323-343, 2009
- [ 4 ] Wright SJ, Nowak RD, Figueiredo M AT: Sparse Reconstruction by Separable Approximation. *IEEE Trans Signal Proc* **57**: 2479-2493, 2009
- [ 5 ] Kimura T, Ikedo M, Furudate N et al: Flow-Sensitive Susceptibility-Weighted Imaging. In *Proceedings of the 15th Annual Meeting of ISMRM, Berlin, 2007*, p3015
- [ 6 ] Ito S, Shibuya M, Ito K et al. Simultaneous Magnitude and Phase Regularization in MR Compressed Sensing using Multi-frame FREBAS Transform, In *Proceedings of the 23rd Annual Meeting of ISMRM, Toronto, Canada, 2015*, p3407
- [ 7 ] 渋谷萌音, 伊東賢治, 伊藤聡志 他.: Multi-scale eFREBAS 変換を利用した MR 位相画像の圧縮センシング, *MEDICAL IMAGING TECHNOLOGY* **34**: 26-37, 2016

## 5 . 主な発表論文等

[ 雑誌論文 ] ( 計 15 件 )

R. Kazama, K. Sekine, S. Ito, Compressed Sensing in Magnetic Resonance Imaging using Non-randomly Under-sampled Signal in Cartesian Coordinates, ( 査読有 ), *IEICE Transactions on Information and Systems*, Vol.E102-D, No.9, accepted, 2019

S. Ito, T. Saito, De-Aliasing for Under-sampling in Phase Scrambling Fourier Transform Imaging using Alias-free Reconstruction and Deep Convolutional Neural Network, ( 査読有 ), *International Society of Magnetic Resonance in Medicine 27th Scientific Meeting*, 4757, Montreal, Canada, 2019.

S. Ito, Super-resolution based on the Signal Extrapolation in Phase scrambling Fourier Transform Imaging using Deep Convolutional Neural Network, ( 査読有 ), *International Society of Magnetic Resonance in Medicine 27th Scientific Meeting*, 4676, Montreal, Canada, 2019.

S. Ito, K. Sato, Deep Scaled Domain Learning for Compressed MRI using Optional Scaling Transform, ( 査読有 ), *International Society of Magnetic Resonance in Medicine 27th Scientific Meeting*, 4652, Montreal, Canada, 2019.

八坂 俊吾, 伊藤聡志, 位相拡散フーリエ変換映像法を利用した等間隔信号間引きを基本とするMR圧縮センシング, ( 査読有 ), *電子情報通信学会論文誌 D*, vol. J101-D, No.1, pp.27-35, 2018.

S. Ito, Single Image Super-Resolution using the Similarity of Sub-Images in FREBAS Transformed Space, ( 査読有 ), *International Society of Magnetic Resonance in Medicine 26th Scientific Meeting (Joint Annual Meeting ISMRM-ESMRMB 2018)*, Paris, France, 2856, 2018.

S. Ito, Compressed Sensing Reconstruction of MR Phase-varied Images using Multi-scale Complex Sparsifying Transform, ( 査読有 ), *Asia-Pacific Signal and Information Processing Association 9th Annual Summit and Conference 2017*, TP-05.4, No.377, Kuala Lumpur, Malaysia, 2017.

松本知之, 渋谷萌音, 伊藤聡志, k空間における部分的高密度収集によるMR圧縮センシングの画質改善, ( 査読有 ), *電子情報通信学会論文誌 D*, vol. J100-D, No.7, pp.692-698, 2017. (DOI:10.14923/transinfj.2016JDP7134)

S. Ito, Y. Sasaki, Improving Spatial Resolution in 2D MR Compressed Sensing using Oblique Scanning, (査読有),34th Annual Scientific Meeting of ESMRMB, vol.30(Suppl. 1), pp.891-892, Barcelona, Spain, 2017.

S. Ito, R. Kazama, Compressed Sensing based on Non-randomly Under-sampled Signal using Multi-scale Curvelet Transform, (査読有),34th Annual Scientific Meeting of ESMRMB, vol.30(Suppl. 1), pp.892-893, Barcelona, Spain, 2017.

M. Shibuya, S. Ito, Study on Multi-frame Sparsifying Transform Function in Compressed Sensing Reconstruction of MR Phase-varied Images, (査読有),International Forum on Medical Imaging in Asia 2017, P2-8, pp.241-245, Naha, Japan,2017.

伊藤聡志,交互方向乗数法とマルチスパース化変換を併用したMR位相画像の圧縮センシング, (査読有),MEDICAL IMAGING TECHNOLOGY, vol.34, No.4, pp.203-208,2016.

伊東賢治, 伊藤聡志, 山田芳文, Multi-scale eFREBAS変換を利用したMR画像の圧縮センシング, (査読有),映像情報メディア学会論文誌, vol.70, No.6, pp.J118-J124, 2016.

渋谷萌音, 伊東賢治, 伊藤聡志, 山田芳文, Multi-scale eFREBAS変換を利用したMR位相画像の圧縮センシング, (査読有),MEDICAL IMAGING TECHNOLOGY, vol.34, No.1, pp.26-37,2016.

S. Ito, S. Yasaka, Y. Yamada, Reconstruction of Complex Images using Under-sampled Signal at Equal Interval in Phase Scrambling Fourier Transform Imaging, (査読有),International Society of Magnetic Resonance in Medicine 24th Scientific Meeting, Singapore, 2459, 2016.

〔学会発表〕(計 37 件)

大内 翔平, 伊藤 聡志,  
深層学習を利用したMR圧縮センシング再構成の基礎検討,  
第37回日本医用画像工学会大会, OP2-6, pp.132-141 (2018.07.25).

高野 航平, 伊藤 聡志,  
深層学習を利用したMR画像の雑音除去に関する検討,  
第37回日本医用画像工学会大会, OP2-7, pp.142-147(2018.07.25).

竹間 康浩, 伊藤 聡志,  
スパースコーディングを利用した単一画像超解像に関する基礎検討,  
第37回日本医用画像工学会大会, OP7-3, pp.262-268 (2018.07.26).

佐々木裕也, 伊藤 聡志,  
オプリークスキャン法を利用した圧縮センシングの位相画像応用,  
第46回日本磁気共鳴医学会大会, P2-A8-059, p.267 (2018.09.07).

風間 椋, 伊藤 聡志,  
非ランダム対称的信号間引きによる圧縮センシング再構成,  
第46回日本磁気共鳴医学会大会, PDF-125, p.330 (2018.09.06).

など

〔図書〕(計 0 件)

〔産業財産権〕

出願状況(計 0 件)

取得状況(計 0 件)

〔その他〕

ホームページ等

<http://www.ced.is.utsunomiya-u.ac.jp/~i tohst/NMRyi/index.html>

6. 研究組織

(1)研究分担者

なし

(2)研究協力者

なし