

# 圧縮センシングを導入したホログラフィック MRI による超高速イメージング

代表研究者 伊藤 聡 志 宇都宮大学大学院工学研究科知能情報研究部門 教授

## 1 はじめに

磁気共鳴映像法(MRI)は、主磁界マグネットの高磁界化などに代表されるハードウェアの進展と撮像技術によるソフトウェア的な進歩等により、灌流、拡散、血流画像や機能画像の取得などが可能となり、臨床におけるその重要性を増している。MRIは生体内のプロトンを励起し信号を収集した後に緩和と呼ばれる一定の待ち時間を経なければ次の信号収集を行えない制約があるため、一般に撮像時間が X 線 CT や超音波 CT などに比べると長くなる問題がある。臨床において被写体の三次元的な断層像を得ようとする場合には、マルチスライス法を使用されることが多いが、マルチスライス法において画像 S/N の観点からスライス幅は小さくすることが難しく、またスライス間の干渉を避けるためにスライス方向に一定の間隔をおくことなどから、スライス方向の分解能は三次元フーリエ変換映像法に比べて制約があり、高い分解能を得ることは困難である。関心領域全体の高分解能で得ようとする場合には三次元フーリエ変換映像法の利用が理想的である。

近年、信号処理的な手法から撮像時間の短縮を目指す方法として、圧縮センシング(Compressed Sensing) [1,2] の MRI 応用 [3] が研究されている。圧縮センシングは、少数の信号データから画像の復元を試みる方法であり、取得する信号データ量の削減は撮像時間の短縮に直接的に結びつくため、MRI の信号計測に応用することができれば、その効用は大きいものがある。本研究では、この圧縮センシングを三次元フーリエ変換映像法に応用することを考えた。圧縮センシングを利用すれば、三次元フーリエ変換映像法の撮像時間が数分の一に短縮化できる可能性があり、従来、使用されることの少なかった三次元フーリエ変換映像法の利用が高まることが期待される。圧縮センシングでは画像再生に多数回の反復処理を行うが、三次元画像の再生には膨大な計算コストが生じる問題がある。近年、計算コストを要する分野で計算機の画像処理専用プロセッサである GPU (Graphics Processing Units)の高並列処理性を利用した高速化の研究と実用が進められている [4,5,6]。本研究では、三次元 MRI 撮像に圧縮センシングを導入し、その再構成に GPU を導入する方法により、撮像と画像再構成ともに短縮する方法について検討を行った。

## 2 圧縮センシングの原理と MRI 応用

### 2-1 圧縮センシングの原理

圧縮センシングは、観測信号の圧縮可能性の仮定のもとで、観測データをできるだけ少なくし、その少数データから観測信号を復元する手法である。 $\rho$  を系列長  $N$  のベクトル、 $\mathbf{s}$  を系列長  $M$  のベクトルからなる観測データ、 $\Phi$  を  $M \times N$  の観測行列とする。 $\mathbf{s} = \Phi \rho$  の関係式から  $\rho$  を復元しようとするとき、 $M < N$  場合であると、解は一意に定まらない。しかしながら、 $\rho$  のベクトルを構成する成分のうち、その要素にゼロを多く含んでいることが予めわかっているときには  $\rho$  を復元することができる。 $\rho$  のベクトルにゼロを含まない場合でも、適切な基底を持つ変換関数を施した場合に、その表現係数の多くが 0 であるとき (スパース性) には、圧縮センシングを適用することができる。いま、変換関数を  $\Psi$  とするとき、 $\tilde{\rho} = \Psi \rho$  として、式(1)から  $\tilde{\rho}$  を求める問題に帰着する。

$$\mathbf{s} = \Phi(\Psi^{-1}\tilde{\rho}) = (\Phi\Psi^{-1})\tilde{\rho} \quad (1)$$

観測行列  $\Phi$  と観測ベクトル  $\mathbf{s}$  から未知ベクトル  $\tilde{\rho}$  を求める方法として、信号に対する拘束条件のもとで式(2)の L1 ノルム最適化問題を解くことにより、高い確率で原信号を復元することができる。

$$\tilde{\rho} = \arg \min \|\tilde{\rho}\|_1 \quad \text{subj. to} \quad \mathbf{s} = (\Phi\Psi^{-1})\tilde{\rho} \quad (2)$$

MR 画像は一般にスパース性を示さない。また、何らかの変換関数等を導入した場合でも完全なスパース性を示すことは稀であるが、信号のエネルギーがゼロに近い領域とそうでない領域とに明瞭に分かれる場合には近似的にスパース性を示すものとして圧縮センシングの手法を適用することができる。また、観測信号

には雑音が含まれるので、雑音量に関係する定数 $\varepsilon$ を使用して式(3)の拘束条件付き最適化問題を解く。

$$\tilde{\rho} = \arg \min \|\tilde{\rho}\|_1 \quad \text{subj. to} \quad \|s - (\Phi\Psi^{-1})\tilde{\rho}\|_2 < \varepsilon \quad (3)$$

式(3)から $\tilde{\rho}$ を求める方法には、いくつかあるが、本研究では比較的計算コストが少ない射影勾配法を使用することにした。計算コストが大きいベクトル計算の代わりに高速フーリエ変換を使用する場合は、式(5)、(6)に示す閾値処理と射影を反復的に行う方法になる [7]。

$$\tilde{\rho}^{(i)} = \Psi \rho^{(i)} \quad (4)$$

$$\tilde{\tilde{\rho}}^{(i)} = \tilde{\rho}^{(i)} + \frac{1}{\gamma} \Psi F_u^T (s - F_u \rho^{(i)}) \quad (5)$$

$$\tilde{\rho}^{(i+1)} = \begin{cases} \tilde{\tilde{\rho}}^{(i)} & |\tilde{\tilde{\rho}}^{(i)}| \geq \tau^{(i)} \\ 0 & \text{else} \end{cases} \quad (6)$$

ここで、 $i$ は反復回数を示すインデックス、 $\tau$ は反復 $i$ 回時の閾値、 $\gamma$ は画像の更新に関わる係数、 $F_u$ はフーリエ変換後に間引きを行う関数であり、 $F_u^T$ は、間引きを行った軌道にゼロデータを充填して逆フーリエ変換する関数である。関数 $\Psi$ には、我々が提案する FREBAS 変換を利用した。スパース性を導入する関数 $\Psi$ には、いくつかの方法が有り、ウェーブレット変換や空間差分などが用いられることが多い。二進分割型ウェーブレット変換は、画像の成分分解が高周波成分と低周波成分の二進分割であるため特定の斜め方向の成分検出性能が低下すること、ならびにシフト不変性の欠如などの問題点が指摘されている [7]。一方、我々が提案する FREBAS 変換は画像が周波数空間の分解と対応しながら等しいスケールをもった複数の画像に分解され、上下、左右方向だけでなく、斜め方向にも多くの成分検出が可能である [8,9]。また、シフト不変性を備えているので、二次元の圧縮センシング応用においてウェーブレット変換よりも良質な画像を再生している [10]。以上の理由から、本研究では FREBAS 変換を三次元に拡張した三次元 FREBAS 変換を $\Psi$ として使用した。 $\gamma=1$ とすると $k$ 空間で信号を収集した軌道上は、反復毎に収集信号で置換する操作となる。

## 2-2 圧縮センシングの MRI 応用

MRI で得られる信号は、被写体のフーリエ変換に比例した量であり、信号式は線形であるから圧縮センシングが適用できる問題である。圧縮センシングでは、式(1)の $\Phi\Psi^{-1}$ に相当する観測行列は、行列の非零要素がランダムに存在することが求められる。MRI で簡便にこれを実現する方法として信号空間内で観測する信号収集軌道をランダムに設定する方法がある。臨床用 MRI で最もよく使用されるカルテシアン座標系の信号収集軌道では、時間読み取り方向と呼ばれる実時間の信号計測は、不連続な収集軌道を取ることができない。また、極めて短時間で信号収集を行うことができるので、時間読み取りには一般に信号の間引きは行われない。信号の間引きは、サンプリング間隔が長く撮像時間に比例する位相エンコード方向に行われる。二次元撮像の場合は、信号の収集軌道をランダムに取ることができるのは位相エンコード方向の一次元のみであるが、三次元撮像の場合には位相エンコード方向が一次元増えて二次元となるので、ランダムに設定できる信号収集軌道は二次元に増える。そのため圧縮率の向上、すなわち、同量の信号収集率であるときに二次元撮像に比べてより良質な画像の再生が期待できる。

## 3 GPU による並列計算処理

本研究では、NVIDIA 社の GPU を使用し、NVIDIA 社が提供する GPU 向けの C 言語開発環境 CUDA [11] を利用して圧縮センシング再構成の並列処理化を行った。GPU はアルゴリズム中に条件分岐が多数存在すると効率が低下する。また、CPU 側のメモリと GPU 側のデバイスメモリ(ビデオメモリ)のデータ転送に時間を要する。そのため、我々は三次元画像の再構成における CPU と GPU 間とのデータ転送回数を抑えるために、圧縮センシングの殆どの処理を GPU 内で行った。具体的には式(4)~(6)の再構成処理は、基本的に以下の 4 ステップにより構成されるが、これらの計算処理を GPU 内で行った。

- 1) 更新された画像の FREBAS 変換
- 2) FREBAS 変換空間における閾値処理
- 3) 信号空間( $k$ 空間)において信号収集軌道上の信号は計測信号と置換

#### 4) 更新された信号をフーリエ変換再構成

アルゴリズムの改善として、フーリエ変換処理は GPU に最適化されている CUDA の CUFFT ライブラリを使用した。一般的に離散フーリエ変換の前後ではデータスワップを行って信号系列の前半部と後半部を交換する必要がある。多数回の反復を行う圧縮センシングではデータスワップを行う回数が増えると計算時間の増大に繋がる。そこで、データスワップ回数を削減するために、信号空間の第 1 象限から第 4 象限に相当するデータ各々に、スワップ無しを想定した座標原点を与える方法によりデータスワップを回避しつつ二次の位相変調処理を与えた。

各ステップでは、2つのスケーリング係数を用いてそれぞれ FREBAS 変換空間で閾値処理を行い、その後、逆 FREBAS 変換処理により得られた更新画像の平均像を求めている。得られた 2つの更新像は、それぞれ依存関係はないことから、スケーリング係数の異なる 2つの FREBAS 変換を使用して更新像を得る過程は並列処理を行った。メモリの運用に関して再生像のデータを保存する GPU 内のメモリは、アルゴリズムやメモリ量の関係からグローバルメモリを使用した。GPU にはオンチップメモリであり、アクセスが高速な共有メモリがあるが、プロセッサ毎の容量が最大 48kB と少量であり、三次元画像データを保存することができないため、ローカルメモリであるグローバルメモリを使用した。

## 4 評価実験

### 4-1 画像再生実験

再構成実験では、被験者の同意を得て撮像された 256×256 画素の画像 48 枚と 50 枚からなる二種類のマルチスライス像を利用した。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採用した。高速フーリエ変換を使用するため、スライス方向のデータ数が 2 のべき乗となる必要がある。そのためスライス方向の両端にゼロデータを充填し、画像データサイズを 256×256×64 とした後にフーリエ変換操作により三次元フーリエ変換映像法の模擬エコー信号を作成した。圧縮センシングを想定した信号は、フルデータ信号に対し計算機内でランダムに間引き処理を行うことによりプログラム内で作成した。

多くの被写体において信号空間の低周波域に信号エネルギーが集中する性質がある。そのため信号の間引きを行う位相エンコード方向において低周波成分は間引き率を小さくし、高周波成分は間引き率を大きくする軌道選択法が多く採用されている。本研究では  $\cos$  関数を利用し、信号空間の信号の収集密度を調整した。Fig.1 に収集軌道を示す。白線で示されている部分の信号を収集した。(a)は参考のために示す二次元撮像の場合の信号収集軌道であり、(b)は三次元撮像のための収集軌道である。時間読み取り方向の  $k_y$  方向には間引き処理を行わず、位相エンコード方向の  $k_x$  と  $k_z$  方向には信号収集密度が  $\cos$  関数に比例するように信号を収集する軌道となっている。ただし、信号エネルギーが特に集中する信号空間の中央部は、間引きを行わずに連続的に信号収集を行い、軌道(a)の場合は 20 行、軌道(b)の場合は  $k_x$  方向、 $k_z$  方向それぞれ 20×8 の信号データは密に計測を行う設定とした。再生像の品質評価は、フルデータ信号から再構成像した画像と圧縮センシングにより得られた像とを比較し、その差である再生誤差を雑音とみなし、信号対雑音比(PSNR: Peak signal-to-noise ratio)により画質を評価した。

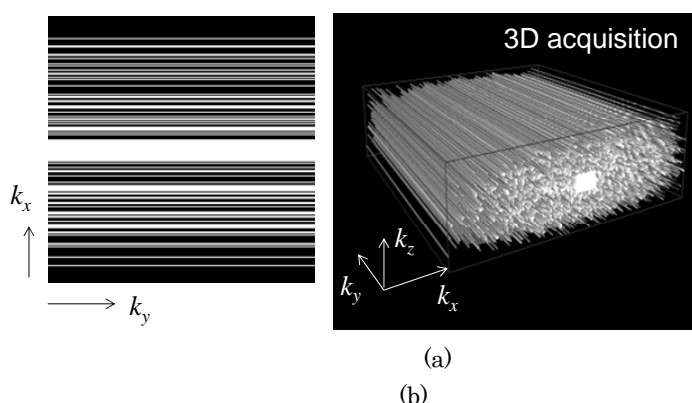


Fig.1 圧縮センシングの MR 応用における信号の収集軌道(白線部を収集); (a) 二次元撮像, (b) 三次元撮像

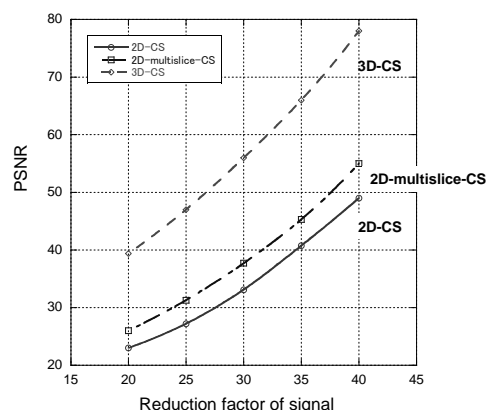


Fig. 2 2D, 2D マルチスライス CS と 3D CS の PSNR 比較

FREBAS 変換のスケーリング係数は、 $x$ - $y$  方向とそれと直交する  $z$  方向のスケーリング係数をそれぞれ、 $D_{xy}$  と  $D_z$  するとき、予備的な検討から ( $D_{xy}$ ,  $D_z$ ) として (6, 4) と (9, 4) の二通りを使用したときに良好な結果が得られた。よって、本研究ではこの二組の組み合わせを使用し、再生像の品質向上を図った。また、比較のために  $x$ - $y$  断面の二次元画像に対して二次元撮像を想定した場合の圧縮センシング再構成を行った。このとき、FREBAS 変換のスケーリング係数には、6 と 9 を使用した。

反復計算において、FREBAS 展開したときに高周波成分となる最外周の展開像は、再生誤差が支配的となる。この性質を利用し、閾値の初期値  $\tau^{(0)}$  は、最外周となる展開像の振幅標準偏差の平均を  $\sigma_{\text{error}}$  とするとき、 $\tau^{(0)} = 3.5 \sigma_{\text{error}}$  とした。各閾値にて反復計算を行い、更新前後の画像の平均二乗誤差を  $\varepsilon_{\text{RMS}}$  とするとき、 $(\varepsilon_{\text{RMS}} / \max[\rho^{(i)}]) < 10^{-3}$  となった場合に閾値を式により低下させた。

$$\tau^{(i)} = \frac{\|s - \mathbf{F}_u \rho^{(i)}\|_2}{\|s - \mathbf{F}_u \rho^{(i-1)}\|_2} \tau^{(i-1)} \quad (7)$$

最終的に閾値が事前に見積もったフルデータ再生像の雑音標準偏差の  $\square$  倍にまで低下したら  $\square$  計算を終了した。評価に用いた GPU を搭載するコンピュータと使用した GPU である NVIDIA Tesla C2075 の仕様をそれぞれ Table 1 と Table 2 に示す。計算機再構成では Visual C 環境によりコーディングを行った。計算機のみを使用して再構成を行う場合と GPU を利用する場合とで再生像に含まれる誤差に有意な差は生じなかった。

信号の収集率を 20% から 35% まで変えて圧縮センシングを用いた再構成を行った。ここで再構成の計算は GPU を主として行った。再生像の PSNR を二次元撮像へ応用した場合と比較して Fig. 2 に示す。ここで求めた PSNR は二種類の画像モデルのそれぞれについてスライス像毎に PSNR を求め、その平均値を Fig. 2 の値とした。二次元撮像の場合は、各スライス像に二次元撮像の場合の圧縮センシング再構成を適用し、その PSNR 平均値とした。また、Fig. 3 には信号収集率を 20% とした場合の再生像の一断面を示す。(a) は信号空間の全データを使用した再生像であり、(b) と (c) はそれぞれ三次元撮像と二次元撮像に対し圧縮センシングを適用した場合の再生像である。破線の枠で囲んだ領域 A と B の拡大図を (a) ~ (c) に対応させて、(d) ~ (f) と (g) ~ (i) にそれぞれ示す。

Table 1 GPU 搭載コンピュータの仕様

CPU	Intel Core i7 960 3.20GHz
RAM	12GB DDR
GPU	Tesla C2075
Software	CUDA SDK3.0, CUDA Toolkit3.0

Table 2 GPU の仕様

GPU type	NVIDIA Tesla C2075
Device memory	6.0GB
Core clock	1.15 GHz
Memory clock	1.5GHz
Shader processors	448
Memory bandwidth	148 GB/s
Bus width	384 bit
GFLOPS	1.03

Table 3 GPU 利用による計算の高速化

Data matrix	256x256x64
CPU time(s)	807.1
GPU time(s)	53.2
Speedup factor	15.2

#### 4-2) 再構成時間

圧縮センシングの再構成を計算機の CPU のみを使用する条件と、GPU を使用する条件とで比較を行った。Table 3 に結果を示す。なお、再構成に要する反復回数は 30 回であった。再構成演算を CPU のみと GPU を使用する場合に各プロセスが占める処理時間と総計算時間に占める割合を Table 4 に示す。ここで、FFT と IFFT は、それぞれ高速フーリエ変換とその逆変換、swapping for FFT は FFT のためのデータスワップ、

Table 4 GPU 処理計算のプロファイル

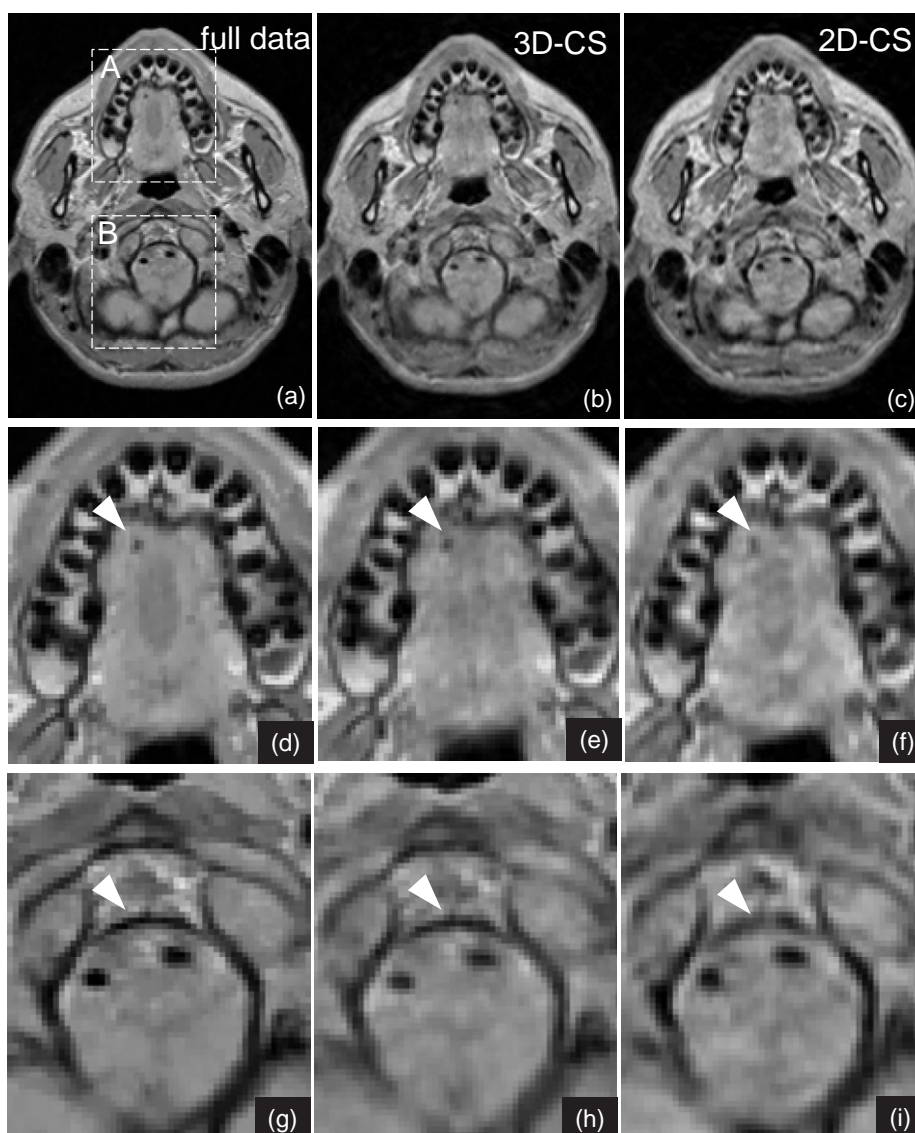
operation	number of function calls	CPU		GPU	
		rate(%)	time(msec)	rate(%)	time(msec)
FFT	59,584	27.5	221,962	28.8	15,335
inverse FFT	59,584	27.5	221,962	28.8	15,335
swapping for FFT	11,776	1.1	8,878	1.2	612
phase modulation for FREBAS	15,360	16.2	130,756	0.3	86
phase modulation for inverse FREBAS	15,360	16.2	130,756	0.3	86
amplitude adjustment for FREBAS	15,360	0.8	6,457	0.9	498
thresholding	3,840	3.8	30,671	0.8	449
replacement of signal	1,920	0.2	1,614	11.3	6,252
memory copy Host to Device	93	—	—	0.7	330
memory copy Device to Host	63	—	—	0.6	282
other calculations (in GPU)	—	—	—	1.0	468
other calculations (outside GPU)	—	6.7	54,077	25.3	13,289
total		100	807,133	100	53,196

phase modulation for FREBAS と phase modulation for inverse FREBAS は、FREBAS 内で実行される 2 次の位相変調処理と復調処理、amplitude adjustment for FREBAS は、FREBAS 内の係数乗算処理、thresholding は式(6)の閾値処理、replacement of signal は信号置換処理、memory copy Host to Device はメモリ値のホスト側から GPU 側への転送処理、memory copy Device to Host はメモリ値の GPU 側からホスト側への転送処理、other calculations (in GPU) と other calculations (outside GPU) は、それぞれ上記以外の処理で GPU 内の処理と GPU 外の処理である。Table 3 の結果より、GPU を適用することによって、CPU では 807.1 秒を要した計算が、GPU の利用により 53.2 秒に短縮され、約 15 倍という高速化が達成された。

## 5 考 察

Fig. 2 に示す再生像に含まれる再生誤差の結果から二次元撮像と三次元撮像との間で信号収集率を同条件とした比較を行うと、三次元撮像において大幅に再生誤差が軽減されることが確認された。これは、Fig.1(b) に示すように収集信号の軌道選択においてランダムに選択できる次元が二次元に増えることにより、再生誤差のコヒーレント性が低下し、再生誤差の分布が一般的な雑音状になることに起因すると考えることができる。Fig. 3 の再生像を見ると二次元撮像へ適用した場合は、信号の間引きを行った位相エンコード方向(図の上下方向)は、やや鮮鋭度が低下しアーティファクトの残留がみられる。(e)と(f)の矢印にて示す小孔部を比較すると、(e)はフルデータである(d)に近い分布となっているが、(f)では信号を間引いた位相エンコード方向に径が大きくなり、分解能が低下していることがわかる。また、(h)と(i)の比較では、(i)の画像は矢印部分の溝の幅が大きくなり、ここでも分解能の低下を確認することができる。このように圧縮センシングを適用する場合に、信号収集率が同じ場合は、二次元撮像より三次元撮像の方が再生誤差が小さくなり、再生誤差が軽減されることが確認された。また、Fig. 2 により信号量が少なくなるほど再生誤差の相違が大きくなる傾向があることが示された。

GPU 内プロセスのプロファイルを Table 4 に示す。再構成処理ではスケールの異なる FREBAS 変換空間において閾値処理を行い、その後に逆 FREBAS 変換する処理を基本とする。そのため画像再構成の過程で使用する FREBAS 変換と逆変換の回数は極めて多くなる。FREBAS 変換自体は 2 回のフーリエ変換と 1 回の逆フーリエ変換、および 3 回の二次位相変調処理から構成される。Table 4 に見られるように、再構成処理全体としてフーリエ変換(FFT)と逆フーリエ変換(inverse FFT)、および位相変調処理 (phase modulation for FREBAS) の回数が多くなっている。この FFT と inverse FFT は、CPU のみを利用する環境下ではそれぞれ 221.9 s を要したが、GPU 利用により処理時間はそれぞれ 15.3 s に短縮化された。また、FREBAS 変換に含まれる位相変調処理と復調処理はそれぞれ 130.7 s から 0.086s と大幅に短縮化することができた。GPU 上で計算処理を実行する際は、自動的にその処理をスレッドと呼ばれる単位に分割し、各スレッドを時分割でそれぞれのシェーダプロセッサへ割り当てる。2 次位相変調処理は、画素毎あるいは  $k$  空間の各



**Fig. 3** 信号空間の20%の信号量を使用した再生像比較. 上下方向が信号の間引きを行った方向. (a) 100%の信号を使用した再生像, (b) 3次元撮像への応用, (c) 2次元撮像への応用, (d)~(f)と(g)~(i)は, それぞれ(a)~(c)の像の部分拡大像. 3次元撮像では, 上下方向の分解能が二次元撮像に比べて優れている.

信号単位に行われ, 信号間の依存性は無いため高いレベルでの並列処理が可能である. 一方, FFT や *inverse FFT* は, データマトリクスで言うところの行あるいは列単位での計算になるので, 信号間の依存関係が発生する. この依存関係が, FFT と 2次元相変調の間で高速化に差が生じた一因と考える. GPU 外の処理である *other calculations (outside GPU)* は処理時間が全体比で 25.3% を占めているが, これは入出力処理や配列確保のために要した時間である. GPU 用の配列は, 最初に初期化を行うため [17], 多くの時間を要したものと考える.

本研究では GPU として汎用向けの NVIDIA Tesla C2075 を 1 基使用した. 複数の GPU を使用し, 協調的に計算を行わせれば, さらに高速性が得られることが予想される. 実用化には, さらに再構成処理の高速化が必要と考えられ, 今後はアルゴリズムの改良と複数 GPU の導入等による検討を行う予定である.

## 5 まとめ

本研究では, 三次元 MR 撮像に圧縮センシングに応用した場合の再生像を求め, その品質を二次元撮像に応用した場合の像と比較した. また, GPU の利用による再構成処理の高速化について検討を行った. その結果, 三次元撮像の場合には信号収集軌道をランダムに設定できる次元が増えるため, 圧縮率が同じ条件で

は二次元撮像より高品質な画像が得られることを確認した。また、GPU の利用により、CPU を用いた計算では 807 秒を要した再構成処理を 53 秒に短縮することができた。今後はアルゴリズムの効率化と複数 GPU の導入等によりさらなる高速化の検討を行う予定である。

## 【参考文献】

- [1] Donoho DL: Compressed sensing. IEEE Trans Inform Theory **52**: 1289–1306, 2006
- [2] Candès, EJ, Wakin, MB: An Introduction To Compressive Sampling. IEEE Signal Processing Magazine **25**: 21–30, 2008
- [3] Lustig M, Donoho DL, and Pauly JM: Sparse MRI: The application of compressed sensing for rapid MR imaging. Magn Reson Med **58**: 1182–1195, 2007
- [4] 松田俊広, 伊野文彦, 萩原兼一: GPU による高速な全変動最小化. 電子情報通信学会論文誌 J94-D: 852-861, 2011
- [5] Smith DS, Gorel JC, Welch EB: Accelerating Compressed Sensing MRI Reconstruction with GPU Computing. Proceedings of International Society of Magnetic Resonance in Medicine 2011 2546, Montreal, Canada, 2011
- [6] 小久保潤, 伊藤聡志, 山田芳文 : 圧縮センシングを導入した MR 高速撮像における GPU 利用による再構成の高速化 MEDICAL IMAGING TECHNOLOGY **30**, 115-122 2012
- [7] Mun S, Fowler JE, Block Compressed Sensing of Images using Directional Transforms. Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing 2009: 3021-3024, Cairo, Egypt , 2009
- [8] 伊藤聡志, 山田芳文: フレネル変換複式解法を利用した MR 画像の SNR 改善法. Med Imag Tech **19**: 355–369, 2001
- [9] Ito S, Yamada Y : Multiresolution Image analysis using dual Fresnel transform Pairs and Application to Medical Image Denoising. Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing 2003, Barcelona, Spain, Sep8.7, 2003
- [10] 宮林弘治, 伊藤聡志, 山田芳文: FREBAS 変換の Compressed Sensing 応用に関する検討. 第 29 回日本医用画像工学会 PP1-35, 2010
- [11] NVIDIA Corporation : CUDA Parallel programming made easy.  
[http://www.nvidia.com/object/cuda\\_home\\_new.html](http://www.nvidia.com/object/cuda_home_new.html)

〈発表資料〉

題名	掲載誌・学会名等	発表年月
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像品質 の関連	MEDICAL IMAGING TECHNOLOGY (日本医用画像工 学会論文誌)	2014年5月
GPU を用いた三次元 MRI 圧縮センシ ング再構成の高速化	MEDICAL IMAGING TECHNOLOGY (日本医用画像工 学会論文誌)	2013年7月
MR 画像の位相ひずみに頑健な圧縮セン シング	電子情報通信学会論文誌 D	2013年5月
Compressed Sensing in Magnetic Resonance Imaging Using the Multi-step Fresnel Domain Band Split Transformation	Magnetic Resonance in Medical Sciences	2012年12月
An Efficient Compressed Sensing Reconstruction Robust to Phase Variation on MR Images	International Society of Magnetic Resonance in Medicine 21th Scientific Meeting	2013年4月
Compressed Sensing with Super-resolution in Magnetic Resonance using Quadratic Phase Modulation	APSIPA annual summit & conference	2012年12月
MRI の二次元と三次元撮像に対する圧縮セ ンシング適用性評価	第32回日本医用画像工学会大会	2013年7月
GPGPU を用いた三次元 MRI 圧縮センシ ングの高速再構成	第32回日本医用画像工学会大会	2013年7月
圧縮センシングの MR マルチスライス撮像 への応用	第32回日本医用画像工学会大会	2013年7月
GPGPU を用いた三次元 MRI 圧縮センシ ングの高速再構成	第32回日本医用画像工学会大会	2013年7月