

논문 2009-46SP-5-1

# 펄스열을 이용한 MR 영상의 Compressed Sensing 알고리즘 적용

(Pulse Sequence based MR Images for Compressed Sensing Algorithm Applications)

고 성 민\*, 최 나 래\*, 김 동 현\*\*

(Sung-Min Gho, Narae Choi, and Dong-Hyun Kim)

## 요 약

최근 Compressed Sensing (CS) 알고리즘이 다양한 분야에서 연구되고 있으며, medical imaging 분야에서도 역시 이를 이용한 연구가 활발히 진행 중이다. CS 알고리즘을 이용하기 위해서는 복원하고자 하는 신호가 sparse한 성질을 지니고 있어야 한다. 일반적으로 대부분의 의료 영상의 경우, 이러한 성질을 가지고 있지 못하기 때문에 sparsifying transform을 이용하게 된다. 하지만 MR 영상의 경우, 다른 의료 영상 modality와 비교하여 적절히 펄스열을 이용하여 영상의 contrast를 조절할 수 있다는 특징을 가지고 있다. 이에 본 논문에서는 sparsifying transform을 이용하지 않고도 펄스열에 의한 MR 영상에 CS 알고리즘을 적용할 수 있는 가능성을 제시함과 동시에 적절한 sparsifying transform을 적용하여 영상의 sparsity를 더욱 강조함으로써 CS 알고리즘의 복원 성능을 더욱 향상시킬 수 있다는 것을 제안하고자 하며, 이를 Shepp-Logan 팬텀 영상과 in vivo 영상을 이용한 시뮬레이션을 통하여 검증하였다.

## Abstract

In recent years, compressed sensing (CS) algorithm has been studied in various research areas including medical imaging. To use the CS algorithm, the signal that is to be reconstructed needs to have the property of sparsity. But, most medical images generally don't have this property. One method to overcome this problem is by using sparsifying transform. However, MR imaging, compared to other medical imaging modality, has the unique property that by using appropriate image acquisition pulse sequences, the image contrast can be modified. In this paper, we propose the possibility of applying the CS algorithm with non-sparsifying transform to the pulse sequence modified MR images and improve the reconstruction performance of the CS algorithm by using an appropriate sparsifying transform. We verified the proposed contents by computer simulation using Shepp-Logan phantom and in vivo data.

**Keywords :** Compressed Sensing, medical image, MR image, pulse sequence, sparsifying transform

## I. 서 론

최근 Nyquist sampling ratio를 만족하지 못하는

undersampling된 데이터로부터 원하는 신호를 복원하는 Compressed Sensing (CS) 알고리즘이 Image Processing<sup>[1~2]</sup>, Medical Imaging<sup>[3]</sup>, Geophysical Data Analysis<sup>[4]</sup>, Biosensing<sup>[5]</sup>, Communications<sup>[6]</sup> 등을 비롯한 다양한 분야에서 널리 연구되고 있다.

이와 관련하여 Medical Imaging 분야에서는 특히, MRI를 이용하여 영상을 복원하는 것과 관련한 연구가 활발히 진행되고 있다.

CS 알고리즘은 undersampling한 데이터로부터 원하는 신호를 복원하는 알고리즘이기 때문에 데이터 획득

\* 학생회원, \*\* 정회원, 연세대학교 전기전자공학과  
(School of Electrical and Electronic Engineering,  
Yonsei University)

※ 본 연구는 한국산업기술재단의 전략기술인력양성사업 및 2007년도 정부재원 (교육인적자원부 학술연구 조성사업비)으로 한국학술진흥재단의 지원을 받아 연구되었음 (KRF-2007-331-D00600).

접수일자: 2009년5월29일, 수정완료일: 2009년9월1일

시간을 단축할 수 있다는 장점이 있는데, 일반적으로 image processing 분야에서는 undersampling된 주파수 domain (k-space) 데이터에 CS 알고리즘을 적용하여 영상을 복원하는 방식으로 사용된다.

그러나 MRI는 image domain에서의 post processing 과정 없이도 펄스열만을 조작하여 영상을 조절할 수 있는 특징을 가지고 있으므로, 이러한 특징을 이용하면 CS 알고리즘을 적용하기에 더욱 적합한 영상 즉, image의 sparsity를 강조한 영상을 만들어낼 수 있으며 이를 CS 알고리즘에 적용할 수 있다. 이와 같이 펄스열을 이용하여 CS 알고리즘에 적용한 예는 MR angiography, dynamic imaging<sup>[7]</sup> 등이 있다.

그러나 MR에는 이 외에도 Double Inversion Recovery (DIR)<sup>[8]</sup>, Projection dephaser (Twister gradients)<sup>[9]</sup>, Tagging 펄스<sup>[10]</sup>, 2D RF 펄스<sup>[11]</sup> 등과 독특한 특징을 갖는 다양한 펄스열이 존재한다.

이에 본 논문에서는 이러한 펄스열과 CS 알고리즘의 접목을 통해 MRI 영상 복원의 새로운 연구 방향을 제시하고, 실제 MRI 영상을 이용하여 그 영상의 특성에 적합한 sparsifying transform을 사용하였을 때의 CS 알고리즘의 복원 성능을 검증하고자 한다. 실제로 본 논문에서는 projection dephaser의 시뮬레이션을 통하여 펄스열만을 이용하여 영상의 sparsity를 강조할 수 있음을 보였으며, in vivo DIR 영상에 적합한 contourlet transform을 이용한 CS 알고리즘을 사용하여 wavelet transform을 이용한 CS 알고리즘과 복원 성능을 비교하였다.

## II. 본 론

### 1. CS 알고리즘

CS 알고리즘을 적용하기 위해서는 다음과 같은 3가지 조건이 필요하다.<sup>[3]</sup>

- i) 복원하고자하는 영상이 알려진 transform domain에서 sparse한 특징을 가져야 한다.
  - ii) undersampling으로 인한 aliasing artifact가 transform domain에서 incoherent한 특징을 가져야 한다.
  - iii) 비선형 복원 알고리즘을 통해 영상의 sparsity와 획득한 데이터의 consistency가 강조되어야 한다.
- 본 논문에서 사용한 CS 알고리즘은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} & \text{Minimize } \|\Phi m\|_1 + \alpha TV(m) \\ & \text{s.t. } \|F_u - x\|_2 < \epsilon \end{aligned} \quad (1)$$

이 수식에서  $\Phi$ 는 sparsifying transform,  $F_u$ 는 undersampled Fourier transform,  $m$ 은 복원한 영상,  $x$ 는 k-space 데이터를 나타내며,  $TV$ 는  $\alpha$ 의 weight를 가지는 total variation을 의미한다.

### 2. Sparsity in MRI

일반적으로 MRI 영상은 image domain에서 sparse한 특성을 나타내지 못하기 때문에 sparsity를 강조하기 위하여 discrete cosine transform (DCT), wavelet transform과 같은 sparsifying transform을 사용하여 sparse domain에서 알고리즘을 수행하게 된다.

하지만, MRI의 경우에는 이러한 sparsifying transform을 사용하지 않고도 적절한 펄스열을 이용하여 sparsity가 강조된 영상을 획득할 수 있으며, 구체적인 예는 다음과 같다.

### 3. Sparsified MR Images

앞에서 언급한 것과 같이 MR에서는 펄스열만을 이용하여 영상의 sparsity를 강조할 수 있으며, 이와 관련한 여러 가지 펄스열이 존재한다. 본 논문에서는 이 중에서 특히 두 가지 경우를 집중적으로 다루고자 한다.

#### (1) DIR 영상

아래 그림 1.(a)에 나타난 Magnetization Prepared RApid Gradient Echo (MP-RAGE)<sup>[12]</sup> 영상과 같은 일반적인 MRI 영상은 sparse한 특성을 갖지 않기 때문에

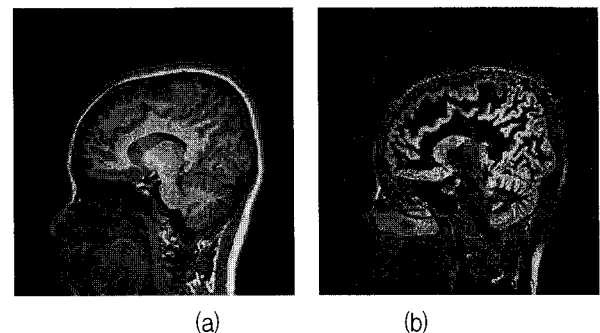


그림 1. 동일한 사람의 (a) MP-RAGE 영상 및 (b) DIR 영상

Fig. 1. (a) MP-RAGE image and (b) DIR image of the same person.

CS 알고리즘을 곧바로 적용하기에 적절하지 않다. 그러나 DIR 영상은 뇌척수액과 백질의 suppression을 통하여 그림 1.(b)에서 나타난 것과 같이 영상에서 피질 영역만을 나타냄으로써 sparsity를 강조하여 CS 알고리즘에 더욱 적합하다.

(2) Projection dephaser

실제 MRI 영상에서 2D 영상을 스캔하는 경우에 완벽하게 원하는 슬라이스 위치로부터만 신호를 받을 수 없기 때문에 현실적으로 어느 정도 두께(slab)를 가진 부위로부터 영상을 얻게 된다(그림 2. 참조). Projection dephaser는 두꺼운 두께를 가진 슬라이스로부터 얻은 2D 영상에 슬라이스 방향으로 적절한 위상을 첨가하여 간과 같이 크기가 큰 구조의 신호 세기를 혈관과 같이 크기가 작은 구조에 비해 더욱 감쇄시킴으로써, 영상에 크기가 작은 구조만을 나타내어 영상의 sparsity를 강조하는 동시에 영상에서 크기가 작은 구조의 contrast를 향상시킬 수 있는 방법이다.

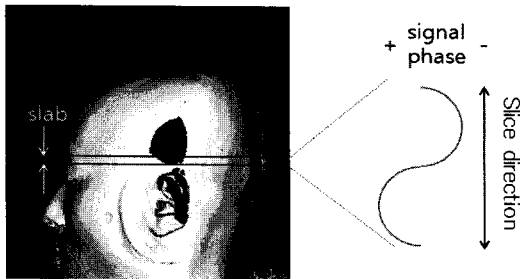


그림 2. 2차원 스캔 영상 및 projection dephaser의 모식도

Fig. 2. Illustration of the 2D scan image and projection dephaser.

4. Sparsifying transform

대부분의 자연 영상은 매끄러운 라인만으로 구성된 것이 아니라 커브를 따라 모서리와 같은 불연속점이 나타나게 되는데, 널리 사용되는 sparsifying transform 중의 하나인 wavelet transform은 모서리 점에서의 불연속성은 잘 표현하나 커브의 smoothness는 충분히 반영하지 못한다는 단점이 있다.

이러한 단점을 극복하기 위해 개발된 sparsifying transform 중의 하나로 contourlet transform<sup>[13]</sup>이 있다. Contourlet transform은 directional filter bank를 통해 커브의 smoothness를 효과적으로 나타낼 수 있기 때문에 smooth한 contour를 많이 가지고 있는 DIR 영상에

적합한 transform이라 할 수 있다.

III. 실험 방법 및 결과

1. 실험방법

본 연구에서 수행한 모든 시뮬레이션은 Microsoft Windows XP 기반의 PC (Intel Pentium Processor 2.40 GHz, RAM 4GB)에서 수행되었으며, MATLAB R2007b 프로그램을 사용하여 구현되었다.

(1) CS 알고리즘을 이용한 DIR 영상의 복원

본 연구에서는 3T Siemens Tim Trio scanner (Siemens Medical Solutions)를 사용하였으며, DIR 영상을 얻기 위해 사용한 스캔 파라미터는 다음과 같다. FOV = 230 mm, TR = 10000 ms, TE = 309 ms, TI1 = 3340 ms, TI2 = 850 ms, slice thickness = 1.3 mm, voxel size = 1.1 x 1.1 x 1.3 mm, 총 스캔 시간 = 12분 22초 (3D coverage의 100 % 데이터 획득).

본 연구에서는 위와 같은 방식으로 얻은 full 샘플링 데이터에 variable density random undersampling 계획을 적용하여 k-space 데이터를 획득하였으며, 샘플링 비율은 20 %로 하였고, 식 (1)에서 표현된 CS 알고리즘에 wavelet transform과 contourlet transform을 각각 적용하여 영상을 복원하였다.

복원한 영상의 성능을 비교하기 위해 Peak Signal to Noise Ratio (PSNR) 값을 비교하였으며, PSNR은 다음과 같이 정의된다.

$$PSNR = 10 \cdot \log_{10} \left( \frac{MAX_I^2}{MSE} \right) \quad (2)$$

이 수식에서 MAX<sub>I</sub>는 영상에서 표현할 수 있는 가장 큰 픽셀 값을 나타내고, MSE는 full sampling한 k-space 데이터로부터 복원한 reference 영상과 undersampling한 k-space 데이터로부터 복원한 영상 간의 mean square error를 나타낸다.

(2) Projection dephaser 시뮬레이션

Projection dephaser가 효과적으로 수행되는지 검증하기 위하여 analytic Shepp Logan (SL) 팬텀과 in vivo 복부 (간) 영상을 이용하였다.

Analytic SL 팬텀은 직교 좌표계에서 샘플링 하였으며, 256 x 256 매트릭스 사이즈의 영상으로 복원하였다.

잡음이 섞인 팬텀 데이터는 white Gaussian noise를 ideal 데이터의 실수부와 허수부에 각각 첨가하여 생성하였으며, 평균은 0이고 표준편차가 ideal k-space 데이터 크기의 평균값의 80 %인 잡음을 사용하였다.

본 연구에서 사용한 팬텀은 10장의 슬라이스로 구성 되어있다. 각 슬라이스에는 동일한 크기의 SL 팬텀이 구현되어있으며 이 중 5번째, 6번째 슬라이스에는 시뮬레이션으로 생성한 카테터를 추가하였다.

각 슬라이스에 첨가하게 되는 위상은 다음과 같이 표현된다.

$$\phi_n = \left( \frac{2\pi + \alpha}{10} \right) \times n + \beta \quad (3)$$

이 수식에서  $n$ 은  $n$ 번째 슬라이스를 나타내고,  $\alpha$ 와  $\beta$ 는 시뮬레이션에 현실성을 부여하기 위하여 각 슬라이스 간의 위상차를 달리하기 위해 임의로 선택한 값을 나타낸다.

Projection dephaser를 검증하기 위한 in vivo 데이터는 DIR 스캔에 사용한 같은 기기를 이용하여 획득하였다. 데이터를 얻기 위해 사용한 구체적인 스캔 파라미터는 다음과 같다.

FOV = 350 mm, TR = 2500 ms, TE = 283 ms, slice thickness = 1.6 mm, voxel size = 1.6 x 1.0 x 1.6 mm, 총 스캔 시간 = 6 분 3 초.

In vivo 데이터를 이용한 실험에서는 MR 촬영을 통하여 획득한 80개의 슬라이스 중에 homogeneous한 10개의 연속적인 슬라이스를 사용하였으며, 팬텀을 이용한 경우와 비슷한 방식으로 6번째, 7번째 슬라이스에 시뮬레이션으로 생성한 카테터를 추가하였고, 각 슬라이스에는 다음과 같은 위상을 추가하였다.

$$\phi_{m,n} = \frac{2m\pi}{10} \times n \quad m = 1, 1.125, 1.25, \dots, 20 \quad (4)$$

이 수식에서도 역시  $n$ 은  $n$ 번째 슬라이스를 나타내며,  $m$ 은 10개의 슬라이스에 준 총 위상의 양을 나타내기 위한 변수이다. 즉,  $m$ 의 값이 1인 경우는 첫 번째 슬라이스와 마지막 슬라이스간의 위상차가  $2\pi$ 인 경우를 의미하며  $m$ 의 값이 20인 경우는 첫 번째 슬라이스와 마지막 슬라이스간의 위상차가  $40\pi$ 인 경우를 의미한다.

Projection dephaser의 적용 전과 후에 카테터의 contrast를 비교하기 위해 다음과 같은 파라미터<sup>[14]</sup>를

이용하여 contrast를 측정하였다.

$$C = \frac{S_c - S_b}{S_c + S_b} \times 100 (\%) \quad (5)$$

이 수식에서  $S_c$ 는 영상에서 조직과 카테터가 합쳐져 있는 픽셀의 신호를 의미하며,  $S_b$ 는 조직만 존재하는 배경의 픽셀 신호를 의미한다.

## 2. DIR 영상 복원 결과

그림 3은 샘플링 비율이 20 %인 variable density random undersampled k-space 데이터를 이용하여 복원한 영상을 보여준다. Contourlet transform을 이용하여 복원한 영상은 wavelet transform을 이용하여 복원한 영상에 비해 구불구불한 특징을 더 잘 나타내주는 것을 확인할 수 있으며, PSNR 값도 contourlet transform을 사용한 경우의 PSNR 값이 3.6790로 wavelet transform을 사용한 경우의 PSNR 값인 3.5947 보다 높게 나타났다.

이러한 결과들로부터 DIR 영상은 그 영상이 가지는 구불구불한 특징 때문에 sparsifying transform으로 wavelet transform을 사용하는 것보다 contourlet transform을 사용하는 것이 더 효과적이라는 것을 알 수 있다.

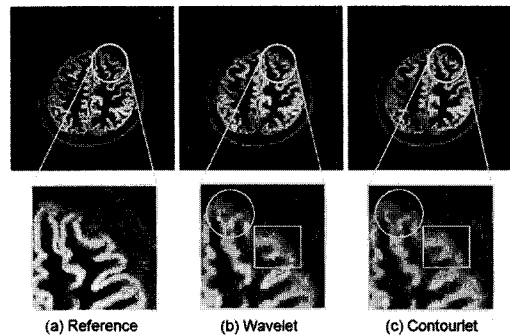


그림 3. 복원된 DIR 영상 (a) full sampling한 k-space 데이터로부터 복원된 reference 영상, (b) CS 알고리즘에 wavelet transform을 적용하여 복원한 영상, (c) CS 알고리즘에 contourlet transform을 적용하여 복원한 영상

Fig. 3. Reconstructed images. (a) Reference image reconstructed from fully sampled k-space data, (b) Reconstructed image using CS algorithm combined with the wavelet transform, and (c) Reconstructed image using CS algorithm combined with the contourlet transform.

3. Projection dephaser 시뮬레이션 결과

그림 4.는 SL 팬텀을 이용하여 projection dephaser를 적용하였을 때의 복원 결과를 나타낸다. 그림 4.(a)에 나타난 것과 같이 projection dephaser를 적용하기 전의 영상은 카테터와 SL 팬텀이 합쳐져서 영상에서 함께

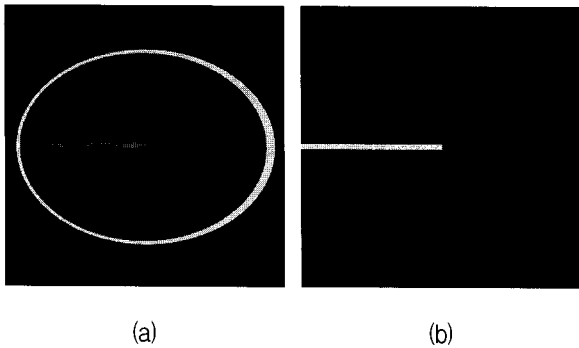


그림 4. Projection dephaser 팬텀 시뮬레이션 영상 (a) Projection dephaser 적용 전, (b) Projection dephaser 적용 후

Fig. 4. Projection dephaser phantom simulation images. (a) Before applying the projection dephaser, and (b) After applying the projection dephaser.

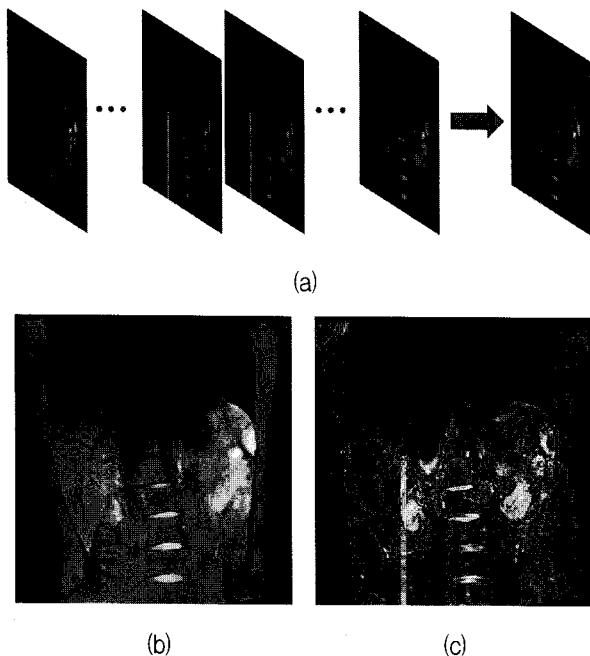


그림 5. Projection dephaser in vivo 시뮬레이션 영상 (a) 두꺼운 두께를 가지는 in vivo 시뮬레이션 데이터 생성 과정, (b) Projection dephaser 적용 전 영상, (c) Projection dephaser 적용 후 영상

Fig. 5. Projection dephaser in vivo simulation images. (a) Making process of the in vivo simulation data which have thick slabs, (b) Image before applying the projection dephaser, and (c) Image after applying the projection dephaser.

나타나기 때문에 sparsity한 특성을 나타내지 못할 뿐만 아니라, 카테터의 contrast도 좋지 않아서 영상에서 흐릿하게 나타나는 것을 확인할 수 있다. 그러나 그림 4.(b)에 나타난 것과 같이 projection dephaser를 적용할 경우, 잡음과 불균등한 위상의 영향으로 영상에 잡음이 많이 섞여 나타나지만, 영상에서 큰 부위를 차지하고 homogeneous한 특징을 가지는 SL 팬텀 데이터를 상쇄 시킴으로써 더욱 sparsity한 특성을 나타냄과 동시에 카테터의 contrast가 향상 되는 것을 확인할 수 있다.

그림 5.는 in vivo 데이터를 이용하여 실험한 결과를 나타낸다. 그림 5.(a)는 연속적인 10개의 슬라이스를 합하여 하나의 두꺼운 두께를 가지는 영상을 시뮬레이션으로 생성하는 과정을 나타낸다. 그림 5.(b)는 projection dephaser를 적용하기 전의 복부 영상을 나타내는데, 이 영상에서는 간과 같은 여러 신체 조직과 카테터가 영상에서 서로 합쳐져 나타나기 때문에 영상이 sparsity한 특징을 갖지 못하는 동시에 카테터의 contrast도 나빠서 영상에서 매우 흐릿하게 나타나는

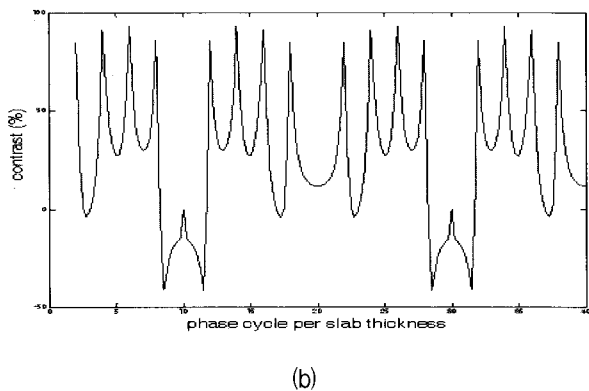
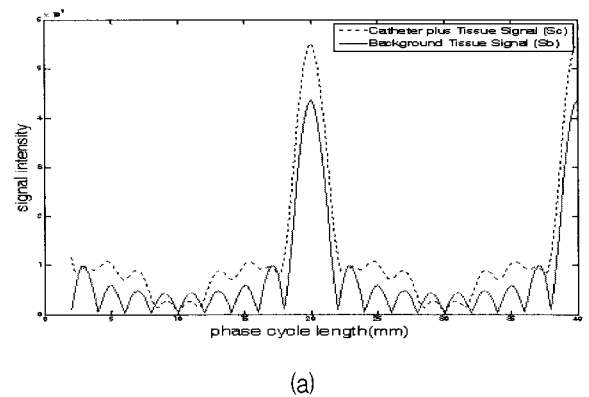


그림 6. 위상 변화에 따른 신호 크기와 contrast의 변화 (a) 신호 크기의 변화, (b) contrast의 변화  
Fig. 6. Signal intensity and image contrast changes by phase variations. (a) Signal intensities change, and (b) Image contrasts change.

것을 확인할 수 있다. 그러나 그림 5.(c)와 같이 projection dephaser (총  $6\pi$ 의 위상차)를 적용하면, 각 슬라이스가 가지는 서로 다른 위상에 의한 신호의 상쇄 효과로 인해 간과 같이 크기가 큰 신체 조직의 신호가 상쇄됨으로써 영상에서 sparsity가 강조되고, 카테터의 contrast가 향상되는 것을 확인할 수 있다.

그림 6.은 projection dephaser를 이용하여  $2\pi$ 부터  $40\pi$ 까지 위상을 변화시켜가면서 영상에서 카테터와 그 주변 신체 조직의 픽셀의 신호 크기와 카테터의 contrast를 측정된 결과를 나타낸다.

그림 6.(a)에서 배경 신호의 크기가 local minimum 값을 가지는 경우, 그림 6.(b)의 contrast의 값이 local maximum 값에 도달하는 것을 알 수 있다. 또한, 그림 6.(a), (b)가 각각 어느 정도의 주기적인 특성을 가지고 있는데, 이것은 연속적이고 무한한 슬라이스를 이용하여 시뮬레이션을 한 것이 아니라 discrete한 10개의 슬라이스만을 이용하여 시뮬레이션을 수행하였기 때문에 나타난 결과이다.

#### IV. 토 의

MRI는 다른 기기와는 달리 펄스열을 이용하여 영상을 조절할 수 있는 특징이 있으며, 이러한 특성을 이용하여 CS 알고리즘을 적용하기에 적합한 영상을 만들 수 있다.

그 예로, 앞에서 다룬 DIR 영상과 projection dephaser를 이용한 영상뿐만 아니라 영상에 평행한 줄무늬나 직교 격자무늬를 만들어 심장의 움직임이나, 혈액의 흐름 등과 같은 영상화되는 물체의 특성을 측정하거나 자기장의 비균일화,  $B_1$ -필드 불균일화 등과 같은 이미징 시스템을 측정하는데 쓰이는 tagging 펄스를 이용한 영상, 또 일반적으로 사용되는 1D RF 펄스 대신에 2D RF 펄스를 이용하여 영상의 특정 부위를 saturation한 영상 등 영상에서 sparsity를 강조할 수 있는 다양한 방법들이 있다.

이와 같이 MRI는 sparsifying transform을 사용하지 않고도, 적절한 펄스열만을 이용하여 CS 알고리즘에 적합한 sparse한 영상을 만들 수 있다는 특징이 있으며, 이런 sparse한 영상의 특징에 적합한 sparsifying transform을 적용하면 앞서 DIR 영상에 contourlet transform을 적용한 경우와 같이 CS 알고리즘의 복원 성능을 더욱 향상시킬 수 있다.

MR 영상에 적용되는 CS 알고리즘은 일반적인 2D  $(x, y)$ , 3D  $(x, y, z)$  영상뿐만 아니라 동영상  $(x, y, t)$ 에서도 사용할 수 있으며, 이 경우에도 펄스열을 이용하여 적절히 데이터 샘플링 방법을 조절하고, 이에 알맞은 복원 알고리즘을 사용함으로써 CS 알고리즘의 복원 성능을 더욱 향상시킬 수 있다.

#### V. 결 론

CS 알고리즘을 적용하기 위해서는 sparsity가 강조되어야 하는데, MRI 영상의 경우 sparsifying transform을 사용하지 않고도 적절한 펄스열을 이용하여 sparsity를 강조할 수 있다는 독특한 특징을 가지고 있기 때문에 이를 이용하여 더욱 효과적으로 CS 알고리즘을 이용할 수 있다.

또한 sparsifying transform을 적용하는데 있어서도 복원하고자 하는 영상의 특징에 적합한 sparsifying transform을 이용함으로써 복원된 영상의 품질을 더욱 향상시킬 수 있다.

#### 참 고 문 헌

- [1] M. Duarte, M. Davenport, D. Takhar, J. Laska, T. Sun, K. Kelly, and R. Baraniuk, "Single-pixel imaging via compressive sampling," *IEEE Signal Processing Magazine*, Vol. 25, no. 2, pp. 83-91, March 2008.
- [2] W. L. Chan, M. Moravec, R. Baraniuk, and D. Mittleman, "Terahertz imaging with compressed sensing and phase retrieval," *Optics Letters*, Vol. 33, no. 9, pp. 974-976, April 2008.
- [3] M. Lustig, D. Donoho, and J. M. Pauly, "Sparse MRI: The application of compressed sensing for rapid MR imaging," *Magnetic Resonance in Medicine*, Vol. 58, no. 6, pp. 1182-1195, December 2007.
- [4] G. Hennenfent and F. J. Herrmann, "Simply denoise: wavefield reconstruction via jittered undersampling," *Geophysics*, Vol. 73, no. 3, pp. V19-V28, March 2008.
- [5] M. Sheikh, O. Milenkovic, and R. Baraniuk, "Designing compressive sensing DNA microarrays," *IEEE Workshop on Computational Advances in Multi-Sensor Adaptive Processing (CAMSAP)*, St. Thomas, U.S. Virgin Islands, December 2007.

- [6] S. F. Cotter and B. D. Rao, "Sparse channel estimation via matching pursuit with application to equalization," IEEE Trans. on Communications, Vol. 50, no. 3, pp. 374-377, March 2002.
- [7] H. Jung, K. Sung, K. S. Nayak, E. Y. Kim, and J. C. Ye, "k-t FOCUSS: A general compressed sensing framework for high resolution dynamic MRI," Magnetic Resonance in Medicine, Vol. 61, no. 1, pp. 103-116, January 2009.
- [8] R. R. Edelman, D. Chien, and D. Kim, "Fast selective black blood MR imaging," Radiology, Vol. 181, pp. 655-660, December 1991.
- [9] W. T. Dixon, L. N. Du, D. D. Faul, M. Gado, and S. Rossnick, "Projection angiograms of blood labeled by adiabatic fast passage," Magnetic Resonance in Medicine, Vol. 3, no. 3, pp. 454-462, June 1986.
- [10] L. Axel, and L. Dougherty, "MR imaging of motion with spatial modulation of magnetization," Radiology, Vol. 171, pp. 841-845, June 1989.
- [11] P. A. Bottomley, and C. J. Hardy, "Two-dimensional spatially selective spin inversion and spin-echo refocusing with a single nuclear magnetic resonance pulse," J. Appl. Phys. Vol. 62, pp. 4284-4290, November 1987.
- [12] J. H. Mugler, III, and J. R. Brookeman, "Three-dimensional magnetization-prepared rapid gradient-echo imaging (3D MP RAGE)," Magnetic Resonance in Medicine, Vol. 15, no. 1, pp. 152-157, July 1996.
- [13] M. N. Do, and M. Vetterli, "The contourlet transform: An efficient directional multiresolution image representation," IEEE Trans. Image Proc, Vol. 14, no. 12, pp. 2091-2106, December 2005.
- [14] J. N. Draper, M. L. Lauzon, and R. Frayne, "Passive catheter visualization in magnetic resonance-guided endovascular therapy using multicycle projection dephasers," Journal of Magnetic Resonance Imaging, Vol. 24, no. 1, pp. 160-167, July 2006.

— 저 자 소 개 —



고 성 민(학생회원)  
 2008년 연세대학교 전기전자  
 공학부 학사 졸업.  
 2008년~현재 연세대학교 전기  
 전자공학과 통합과정  
 재학 중.

<주관심분야 : 자기공명영상, 의학영상>



최 나 래(학생회원)  
 2009년 연세대학교 전기전자  
 공학부 학사 졸업.  
 2009년~현재 연세대학교 전기  
 전자공학과 통합과정  
 재학 중.

<주관심분야 : 자기공명영상, 의학영상>



김 동 현(정회원)  
 1997년 연세대학교 전자공학과  
 학사 졸업.  
 1999년 Stanford 대학교  
 전기공학과 석사 졸업.  
 2003년 Stanford 대학교  
 전기공학과 박사 졸업.

2006년~현재 연세대학교 전기전자공학과 조교수

<주관심분야 : 자기공명영상, 의학영상>