

논문 2009-46SP-5-4

Compressed Sensing 기법을 이용한 Dynamic MR Imaging

(Compressed Sensing Based Dynamic MR Imaging: A Short Survey)

정 홍*, 예 종 철*

(Hong Jung and Jong Chul Ye)

요 약

Compressed sensing 은 기존의 Nyquist sampling 이론에 기반을 두었던 dynamic MRI 에서의 시·공간 해상도의 제한을 획기적으로 향상시킴으로써, 최근 몇 년 사이, MR reconstruction 분야에서 가장 큰 이슈가 되고 있는 연구주제이다. Dynamic MRI 는 대부분 시간방향의 redundancy 가 매우 크므로, 쉽게 sparse 변환이 가능하다. 따라서 sparsity를 기본 조건으로 하는 compressed sensing 은 거의 모든 dynamic MRI 에 대해 효과적으로 적용될 수 있다. 본 review 페이지에서는 최근 compressed sensing 에 기반을 두거나 영상의 sparsity를 이용하여 개발된 dynamic MR imaging algorithm 들을 간략히 소개하고, 비교·분석함으로써, compressed sensing과 같은 새로운 접근 방식의 dynamic MRI 가 실제 임상에서 가져다 줄 발전 가능성을 제시한다.

Abstract

The recently developed sampling theory, "compressed sensing" is gathering huge interest in MR reconstruction area because of its feasibility of high spatio-temporal resolution of dynamic MRI which has been limited in conventional methods based on Nyquist sampling theory. Since dynamic MRI usually has high redundant information along temporal direction, this can be very sparsely represented in most of cases. Therefore, compressed sensing that exploits the sparsity of unknown images can be effectively applied in most of dynamic MRI. This review article briefly introduces currently proposed compressed sensing based dynamic MR imaging algorithms and other methods exploiting sparsity. By comparing them with conventional methods, you may have insight how the compressed sensing based methods can impact nearly every area of clinical dynamic MRI.

Keywords : compressed sensing, dynamic MRI, sparsity, k-t FOCUSS, k-t SPARSE

I. 서 론

Dynamic MRI에서 시·공간 해상도는 가장 중요한 특성이다. 기본적으로 MRI는 데이터를 k-space 라 불리는 Fourier 공간에서 얻는다. 그러므로 시간해상도를 향상시키기 위해, 각 영상을 얻는 시간을 줄여야 한다. 하지만, 데이터를 얻는 시간을 줄이기 위해, 한 장의 영상을 얻는데 필요한 데이터의 수를 줄이게 되면, 공간해상도가 떨어지거나 Nyquist sampling limit 에 따른 aliasing

artifacts 가 관찰된다. 이 문제를 해결하기위해, 그동안 많은 연구가 진행되어져 왔다.

최근, model-based 방법인 k-t BLAST/SENSE^[1]가 발표되었고, 이 방법은 기존의 dynamic MRI 기법들보다 훨씬 뛰어난 성능을 보였다. k-t BLAST/SENSE는 training data를 미리 얻어, 이 데이터들의 signal covariance matrix를 구하여, *a priori* information 으로 사용된다.

Dynamic MRI에서의 또 다른 최근 발전은 "compressed sensing" 이론의 도입으로부터 유도되었다. Compressed sensing^[2~3] 이론에 따르면, 데이터가 sparse 하게 표현되고, sparsifying basis와 데이터를 얻는 basis가 incoherent 하다면, Nyquist sampling limit

* 정회원, 한국과학기술원 (KAIST)

※ Grant sponsor: Korea Science and Engineering Foundation: Grant number: 2009-0081089

접수일자: 2009년6월10일, 수정완료일: 2009년9월2일

보다도 훨씬 적은 수의 데이터만을 이용하여 완벽한 복원이 가능하다. 이 때, 최적의 sparse 해는 L1 minimization 문제를 풀어서 얻을 수 있다. 그러므로 compressed sensing 이론은 매우 큰 시·공간 해상도의 발전이 가능함을 제시하고 있다. 최근, 고해상도 MRI를 위해 compressed sensing을 적용시키는 연구가 실로 활발히 이루어지고 있다^[4~7]. 그 중 하나로, k-t FOCUSS^[4~5]는 흥미롭게도 k-t BLAST/SENSE^[1]와 매우 비슷한 형태를 갖추면서, compressed sensing의 우월함을 보여준다.

본 리뷰페이퍼에서는 k-t FOCUSS 뿐만 아니라, 현재 compressed sensing을 이용한, 혹은 sparsity를 이용한 dynamic MRI 기법들을 간략히 소개하며, 기존 방법과의 차이점을 결과와 함께 비교·분석한다.

II. 본 론

1. Compressed sensing formulation

서론에서 언급된 바와 같이, compressed sensing^[2~3]은 기존의 Nyquist sampling 이론의 한계를 넘어서는 새로운 이론으로, dynamic MRI에 적용함으로써, 기존의 Nyquist 한계로 인해 제한되었던 해상도를 크게 향상시킬 수 있을 것으로 기대되고 있다. 현재, compressed sensing은 MRI 분야에서 큰 이슈로, 많은 관심을 받고 있으며, 이를 적용한 다양한, 새로운 고해상도 MR 영상 복원 알고리즘이 개발 중이다. 이런 알고리즘에 대해 깊이 있게 살펴보기 전에, dynamic MRI에서 compressed sensing을 적용하는 방법을 간단히 수식화 함으로써, 이들 연구의 목표와 필요성에 대한 이해를 도울 수 있을 것이다.

Cartesian trajectory를 고려할 때, k_y 는 read-out 방향, k_x 는 phase encoding 방향이라 가정 하자. Read-out 방향의 데이터는 TR 동안 Nyquist sampling 한계에 만족되도록 fully sampling 된다. 시간 t 에서, x 좌표 위의 얻고자 하는 영상을 $\sigma(x, t)$ 라 하자. 이 때, k-space에서 얻게 되는 measurement $v(k, t)$ 는 $\sigma(x, t)$ 와 다음과 같은 Fourier 관계를 갖게 된다.

$$v(k, t) = \int \sigma(x, t) e^{-j2\pi kx} dx \quad (1)$$

식 (1)은 벡터 형태로 다음과 같이 나타내질 수 있다.

$$v = F_x \sigma \quad (2)$$

여기서, F_x 는 x 방향의 Fourier transform을 나타내고, v 와 σ 는 각각 k-t 공간에서의 measurement와 복원될 영상의 픽셀값들이 쌓여진 벡터를 나타낸다. 이 때, 고해상도의 시간해상도를 얻기 위해서는 각 시간 프레임을 복원하기 위해 얻은 데이터의 수가 적어야 하며, 결과적으로 벡터 v 의 길이는 벡터 σ 의 길이보다 작게 된다. 하지만, 두 벡터는 Fourier 관계를 갖기 때문에, 위의 경우 aliasing artifact 나타나게 된다.

Compressed sensing은 영상의 sparsity를 이용하여, 적은 수의 measurement로부터 aliasing artifact 없이 정확한 영상 복원을 가능하게 한다. Compressed sensing 이론에 따르면 영상을 정확하게 복원하고자 하는데 필요한 measurement의 수는 복원하고자 하는 영상의 sparsity에 비례하며, 따라서 영상이 sparse 할수록 더 적은 수의 measurement로 정확한 영상 복원이 가능해진다. 이 때, 복원하고자 하는 영상 자체가 sparse하지 않더라도, 적절한 변환을 통해 sparse하게 표현될 수 있다면, 여전히 compressed sensing을 적용하는 것이 가능하다^[2~3].

Compressed sensing을 적용하는데 있어서, 또 다른 중요한 요소는 데이터의 샘플링 basis가 sparse basis에 대해 incoherent해야 한다는 것이다^[2~3]. 샘플링 basis의 incoherency는 sparse 공간에서의 point spread function (PSF)을 관찰함으로써 확인할 수 있다^[6]. 만약, 데이터가 일정한 간격으로 샘플링 (regular sampling) 된다면 그림 1에서와 같이, PSF 역시 peak가 일정한 간격으로 반복적으로 나타나게 된다. 이 때, zero-padded inverse Fourier transform을 통해 얻게 되는 영상은, 우리가 얻고자 하는 - fully sampled 되었을 때의 - 영상에 PSF를 convolution 한 것과 같게 되기 때문에, 같은 모양의 aliasing artifact가 반복적으로 나타나게 된다. 이와 대조적으로, regular sampling 대신, random sampling pattern을 사용하게 될 경우, PSF가 하나의 확실한 peak를 보이고 side-lobe가 noise처럼 나타나게 된다. 따라서 zero-padded inverse Fourier transform을 통해 얻게 되는 영상 역시, 복원하고자 하는 영상의 형태를 보이고, 그 위에 aliased signal이 약하게 퍼지게 된다. Compressed sensing에서 요구하는 incoherent basis는 random sampling의 경우와 같이 PSF에서 하나의 peak가 확실히 두드러지고 side-lobe가 noise처럼 퍼져있는 형태를 갖게 된다.

위와 같은 조건을 만족시켰다면, compressed sensing

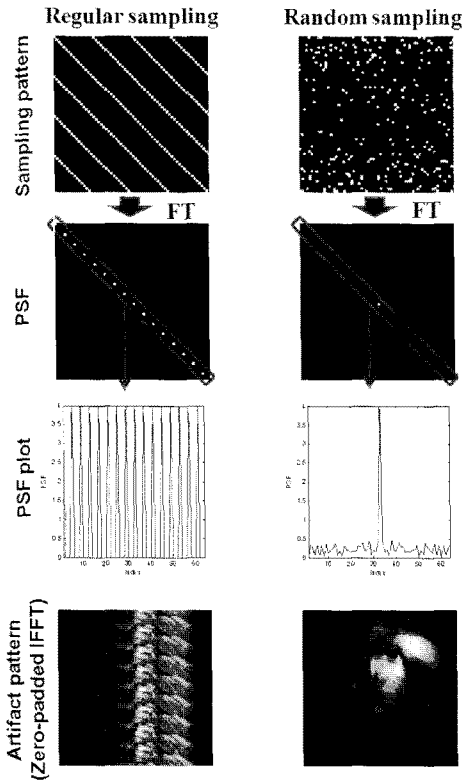


그림 1. Regular sampling pattern 과 random sampling pattern (incoherent sampling)에 대한 PSF 비교.
Fig. 1. A comparison of PSF patterns of regular sampling and random (incoherent) sampling pattern.

은 식 (3) 과 같은 L1 minimization을 풀음으로써, 정확한 sparse 영상복원이 가능함을 증명한다^[2~3].

$$\begin{aligned} & \min \|\Psi\sigma\|_1 \\ & \text{subject to } \|v - F_2\sigma\|_2 \leq \epsilon \end{aligned} \quad (3)$$

여기서, Ψ 는 sparsifying transform을 나타낸다. Dynamic MRI 에서는 보통 급격하게 움직이는 부분은 영상의 일부분이고, 나머지는 매우 천천히 변하거나 거의 움직이지 않는다는 점을 이용해, 간단히 Ψ 를 시간 방향의 Fourier transform 으로 사용함으로써, 효과적으로 compressed sensing을 적용할 수 있다^[4~5,7]. 시간 방향의 변환 이외에도, 각 시간 프레임을 sparse 하게 변환하기 위해, total variation 이나 wavelet transform 도 쓰일 수 있다^[6]. 이어지는 절들에서, 다양한 compressed sensing 기반 dynamic MRI 기법들이 소개 될 것이며, 그 전에 기존의 방법들에 비해 뛰어난 성능으로, 현재 새로운 dynamic MRI 기법들의 비교대상으로 많이 사용되는 k-t BLAST/SENSE 에 대해 간단히

기술하도록 하겠다.

2. k-t BLAST and k-t SENSE^[1]

Dynamic MR imaging에서, 공간 해상도만큼이나 시간 해상도 역시 매우 중요하다. k-t BLAST (Broad use Linear Acquisition Speed-up Technique)와 k-t SENSE (SENSitivity Encoding)^[1]는 시·공간 해상도를 동시에 향상시키는 좋은 결과를 보여준다. k-t BLAST/SENSE는, training stage 동안 low frequency k-space 데이터를 미리 얻고, 이를 k와 t 방향으로 2-D inverse Fourier transform 하여 얻는, 저해상도 x-f signal의 diagonal covariance matrix를 *a priori* information으로 사용한다. 이 diagonal covariance matrix Θ 를 이용한 k-t BLAST/SENSE 의 복원 식은 다음과 같다.

$$\rho = \bar{\rho} + \Theta F^H (F \Theta F^H + \lambda I)^{-1} (v - F \bar{\rho}) \quad (4)$$

λ 는 regularization parameter, v 는 k-t space에서 실제 측정 data를 의미한다. F 는 x 와 f 방향의 2-D Fourier transform을 의미하게 된다. 식 (4)에서 $\bar{\rho}$ 는 x-f support의 temporal DC term을 의미한다. Temporal DC term은 일반적으로 나머지 frequency 대역에 비해 많은 energy가 집중되어, 나머지 high frequency 부분의 복원에 영향을 줄 수 있으므로, measurement의 temporal average를 통해 따로 얻는다. 이 때 k-t BLAST와 k-t SENSE의 차이점은 k-t BLAST는 coil 하나에 대한 복원 알고리즘이고, k-t SENSE는 multiple coil에 대한 coil sensitivity map S 를 알 때, 식 (4) F 를 FS 으로 변형시킴으로써, parallel 복원을 하는 방법이다.

3. k-t FOCUSS^[4~5]

FOCUSS (FOCal Underdetermined System Solver)는 반복적으로 reweighted L2 minimization 문제를 풀어, 결국 식 (3)과 같은 L1 minimization에 대한 해를 얻는 알고리즘으로, k-t FOCUSS 는 FOCUSS 알고리즘을 compressed sensing 관점에서 최적화 되도록 dynamic MRI에 적용하여 개발된 알고리즘이다.

k-t FOCUSS 는 그림 2와 같은 low frequency 부분을 전부 얻는 Gaussian random sampling pattern을 취한다. 이것은 compressed sensing에서 요구하는 incoherent sampling basis를 충족시킨다. 다음으로, 영

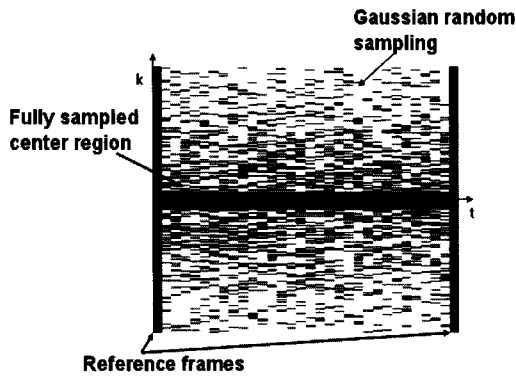


그림 2. k-t FOCUSS 의 Gaussian random sampling pattern
 Fig. 2. Gaussain random sampling pattern of k-t FOCUSS.

상을 sparse 하게 변환하기 위해 시간방향의 Fourier transform을 사용한다. 이제, L1 minimization을 풀기 위해 k-t FOCUSS 는 다음과 같이 sparse x-f signal ρ 를 반복적인 과정을 통해 구한다.

$$\begin{aligned} Find: \rho_{l+1} &= \rho_0 + \Delta\rho \\ &= \rho_0 + W_l q_l \end{aligned} \quad (5)$$

ρ_0 는 prediction term으로서, k-t BLAST/SENSE 의 $\bar{\rho}$ 와 같이 temporal average를 통해 구하거나, [5]에서 제시된 것과 같이, RIGR나 motion estimation/compensation (ME/MC)을 통해 얻는다. W 는 diagonal 형태의 weighting matrix이고, q 는 아래의 constrained minimization problem을 풀어 얻는다.

$$\min \|q_l\|_2, \text{ subject to } \|v - F\rho_0 - F W_l q_l\|_2 < \epsilon \quad (6)$$

식 (6)을 Lagrangian multiplier를 이용하여 풀면, 다음과 같은 복원식을 얻을 수 있다.

$$\begin{aligned} \rho_{l+1} &= \rho_0 + \Theta_l F^H (F \Theta_l F^H + \lambda I)^{-1} (v - F\rho_0) \\ \text{where } \Theta_l &= W_l W_l^H \end{aligned} \quad (7)$$

식 (7)에서, W_0 는 그림 2의 fully sampled low frequency data를 k와 t 방향으로 2-D inverse Fourier transform하여 얻는다. 그 이후로는, 식 (7)에서 얻어진 해를 이용하여 새롭게 update 된다.

$$W_l = \begin{pmatrix} |\Delta\rho_l(1)|^p & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & |\Delta\rho_l(N)|^p \end{pmatrix}, \quad 1/2 \leq p \leq 1 \quad (8)$$

이 때, p 를 0.5 로 고정시킴으로써, k-t FOCUSS 가 식 (3) 과 같은 L1 minimization을 푸는 것이 간단히 증명된다^[4]. k-t FOCUSS에서 시간 방향의 inverse Fourier transform은 식 (3)의 Ψ 에 해당되고 ($\rho = \Psi\sigma$), $F F_x \Psi^{-1}$ 와 같다.

흥미롭게도 k-t FOCUSS의 식 (7)은 k-t BLAST/SENSE의 식 (4) 와 같은 형태를 갖는다. 하지만, k-t FOCUSS는 L1 minimization의 해를 얻기 위해 θ 를 반복적으로 update 한다. 또 다른 차이점은, k-t BLAST는 k-t FOCUSS와 다르게 regular sampling pattern을 갖는다는 점이다. 따라서 k-t FOCUSS와 k-t BLAST는 매우 비슷한 형태를 갖지만, k-t FOCUSS가 compressed sensing 관점에서 더 정확한 영상 복원이 가능하다는 것을 알 수 있다.

또한 k-t FOCUSS는 prediction term ρ_0 으로서, temporal average 이외에 RIGR 나 motion estimation/

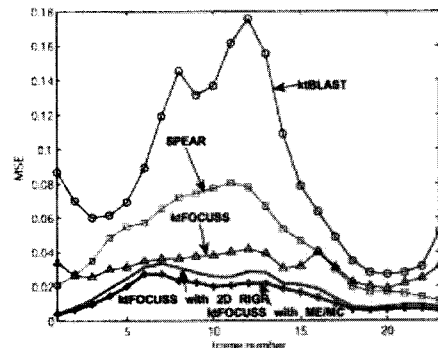
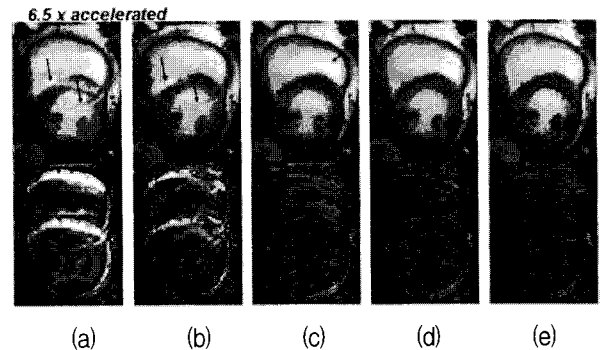


그림 3. (a~e)는 차례로 6.5 배 다운 샘플링된 measurement로부터 복원된 k-t BLAST, SPEAR, k-t FOCUSS, RIGR를 이용한 k-t FOCUSS, ME/MC를 이용한 k-t FOCUSS 결과를 보여준다.^[5]

Fig. 3. k-t BLAST, SPEAR, k-t FOCUSS, k-t FOCUSS with RIGR, and k-t FOCUSS with ME/MC results (a~e) from 6.5-fold down sampled measurements.^[5]

compensation (ME/MC) 방법을 사용함으로써, residual term $\Delta\rho$ 를 더욱 sparse 하게 나타냄으로써, 더욱 향상된 결과를 얻을 수 있다.

그림 3은 6.5 배 다운 샘플링 된 데이터로부터, a부터 e까지 차례로, k-t BLAST, RIGR를 이용한 k-t BLAST (SPEAR^[8]), k-t FOCUSS, RIGR를 이용한 k-t FOCUSS, ME/MC를 이용한 k-t FOCUSS의 결과를 보여준다. k-t BLAST를 이용한 결과에서는 aliasing artifact가 관찰되는데 반해, k-t FOCUSS를 이용한 복원 결과에서는 확실히 줄어든 difference error 와 aliasing artifact를 확인할 수 있다.

4. k-t SPARSE^[7]

k-t SPARSE도 역시 compressed sensing을 기반으로 하는 dynamic MRI 기법으로, k-t FOCUSS에서와 같이 k-t space에서 random sampling pattern을 취한다. 또한 k-t BLAST나 k-t FOCUSS와 같이, sparsifying transform으로서, 시간 방향의 Fourier transform을 사용한다. 추가로, k-t SPARSE 는 공간방향의 픽셀 redundancy를 줄이기 위해, wavelet transform이나 total variation도 같이 사용한다. 식 (3)는 다음과 같이 확장될 수 있다.

$$\begin{aligned} \min \|\Psi\sigma\|_1 + \alpha TV(\sigma) \\ \text{subject to } \|v - F_x\sigma\|_2 \leq \epsilon \end{aligned} \quad (9)$$

Ψ 는 이미지 공간에서의 2-D wavelet transform 과 시간방향의 Fourier transform에 해당한다. TV 는 total variation norm을 나타낸다.

5. Other dynamic MR imaging algorithms exploiting sparsity

Compressed sensing은 복원하고자 하는 영상의 sparsity를 이용하여, 기존의 Nyquist sampling에서는 불가능했던, 고해상도의 시·공간 영상복원을 가능하게 한다. 이 때, sparsity는 복원영상의 질을 결정하는 가장 중요한 요소로, compressed sensing을 이용하지 않은 다른 알고리즘에서도 매우 중요한 이슈로 다루어지고 있다.

Highly constrained back-projection (HYPR)^[9]는 데이터를 under-sampled radial trajectory로 얻어, 우선 전체 시간이나 그 중 일부에서 얻은 충분한 양의 데이터를 filtered back-projection (FBP)하여 streaking

artifact가 없는 composit image σ_c 를 아래와 같이 얻는다.

$$\begin{aligned} \sigma_c = FBP(v_c) \\ \text{where } v_c = [v_1, v_2, \dots, v_T] \end{aligned} \quad (10)$$

v_i 는 i -th frame에 대해 얻은 under-sampled radial data set을 나타내며, v_c 는 모든 시간에 대한 v_i 를 합쳐 놓은 data set 이다.

이어서, composit image 에서 매우 sparse 하게 나타나는 non-zero signal을 갖는 위치에 대해서만, 시간에 따른 signal 의 변화를, under-sampled radial data set 으로부터 unfiltered back-projection 하여 복원한다.

$$\sigma_t = \sigma_c \cdot R^{-1}\left(\frac{v_t}{R(\sigma_c)}\right) \quad (11)$$

식 (11)에서 R 과 R^{-1} 는 각각 projection과 unfiltered back-projection을 나타낸다.

HYPR는 composit image σ_c 가 sparse 해야 하므로, 주로 contrast enhanced MR angiography (CE-MRA)에 주로 사용된다.

또한, 최근에는 HYPR 의 발전된 형태로서, composit image σ_c 를 HYPR 결과로부터 계속 update 하여, 다시 HYPR 알고리즘을 적용하는 iterative-HYPR (I-HYPR)^[10]도 발표되었다.

영상의 sparsity를 이용한 또 다른 방법으로, 영상이 sparse 할 경우, 복원하고자 하는 영상을 시간과 공간에 대한 매우 적은 수의 partially separable function 만으로 나타낼 수 있는 점에 착안하여, 매우 적은 수의 데이터로부터 시간 function 과 공간 function을 각각 구하여 영상을 복원하는 방법이 최근에 제시되었다^[11].

6. Recent issues in compressed sensing dynamic MRI

현재까지의 compressed sensing 관련 dynamic MR imaging 연구들은 대부분 영상의 sparsity를 하나의 coil 내부에서만 고려했었다. 하지만, multiple coil 사이의 joint sparsity를 추가로 고려함으로써, 영상의 sparsity를 더욱 확장할 수 있어, parallel imaging 과 compressed sensing 기법을 결합하는 더욱 향상된 알고리즘이 기대되고 있다.

또한, 기존의 compressed sensing 기반 dynamic

MRI 기법들은 시간방향의 sparsifying transform을 사용하기 때문에, 영상 복원을 위해 전체 시간에 대한 데이터를 한 번에 처리해야 했다(batch reconstruction). 이 경우, large memory requirement와 high computational complexity로 fast reconstruction에 큰 제한점이 있었다. 최근 발표된 Kalman filtered compressed sensing^[12] 기법은 인접한 시간 프레임사이의 difference 정보를 이용함으로써, 전체 시간 프레임을 이용한 sparsifying transform 없이도, 영상을 더 sparse 하게 변환함으로써, real-time reconstruction 방법을 제시하고 있다.

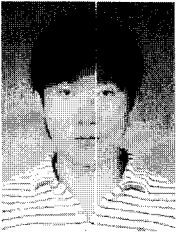
III. 결 론

본 review 페이지에서는 현재까지의 compressed sensing 기반 dynamic MR imaging algorithm들을 기존의 방법들과 간략히 비교·분석함으로써, compressed sensing dynamic MRI 기법이 실제 임상에서 가져다 줄 큰 가능성을 보여주었다. Compressed sensing은 영상의 sparsity에 비례하는 복원결과를 보여주기 때문에, 앞으로 더 효과적인 sparsifying 방법들이 개발된다면, 더 높은 해상도의 dynamic MRI도 가능할 것이다.

참 고 문 헌

- [1] Jeffrey Tsao, Boesiger P, Pruessmann KP. "k-t BLAST and k-t SENSE: Dynamic MRI with high frame rate exploiting spatiotemporal correlations," *Magn Reson Med*, vol. 50, pp. 1031 - 1042, 2003.
- [2] Donoho DL. "Compressed sensing," *IEEE Trans on Inform Theory*, vol. 52, pp. 1289 - 1306, 2006.
- [3] Candes E, Romberg J, Tao T. "Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information," *IEEE Trans Info Theory*, vol. 52, pp. 489 - 509, 2006.
- [4] H. Jung, J. C. Ye, and E. Y. Kim, "Improved k-t BLAST and k-t SENSE using FOCUSS," *Physics in Medicine and Biology*, vol. 52, pp. 3201-3226, June 2007.
- [5] H. Jung, K. H. Sung, K. S. Nayak, E. Y. Kim, and J. C. Ye, "k-t FOCUSS: a general compressed sensing framework for high resolution dynamic MRI," *Magn Reson Med*, vol. 61, pp. 103-116, January 2009.
- [6] Lustig M, Donoho DL, Pauly JM. "Sparse MRI: The application of compressed sensing for rapid MR imaging," *Magn Reson Med*, vol. 58, pp. 1182 - 1195, 2007.
- [7] Lustig M, Santos JM, Donoho DL, Pauly JM. "k-t SPARSE: High frame rate dynamic MRI exploiting spatio-temporal sparsity," In *Proceedings of ISMRM*, Seattle, WA, April 2006.
- [8] Xu D, King KF, Liang Z-P. "Improving k-t SENSE by Adaptive Regularization," *Magn Reson Med*, vol. 57, pp. 918 - 930, 2007.
- [9] Mistretta CA, Wieben O, Velikina J, Block WF, Perry J, Wu Y, Johnson K, Wu Y. "Highly constrained backprojection for time-resolved MRI," *Magn Reson Med*, vol. 55, pp. 30 - 40, 2006
- [10] O'Halloran R, Wen Z, Holmes JH, Fain SB, "Iterative projection reconstruction of time-resolved images using highly-constrained back-projection (HYPR)," *Magn. Reson. Med.* vol. 59, pp. 132-139, 2008.
- [11] Z. Liang, "Spatiotemporal Imaging with Partially Separable Functions," in *4th IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: From Nano to Macro, 2007. ISBI 2007*, pp. 988-991, 2007.
- [12] Qiu C, Lu W, Vaswani N, "Real-time dynamic MR image reconstruction using Kalman filtered compressed sensing," *IEEE Intl. Conf. Acoustics, Speech, Sig. Proc.(ICASSP)*, 2009.

저 자 소 개



정 홍(정회원)
 2006년 KAIST 바이오및뇌공학과
 학사 졸업.
 2008년 KAIST 바이오및뇌공학과
 석사 졸업.
 2009년 현재 KAIST 바이오및
 뇌공학과 박사 과정

<주관심분야 : MRI reconstruction, Compressed
 sensing>



예 종 철(정회원)
 1993년 서울대학교 전자공학과
 학사 졸업
 1995년 서울대학교 전자공학과
 석사 졸업
 1999년 Purdue Univ. school of
 electrical and computer
 engineering 박사 졸업.

2004년~현재 한국과학기술원 바이오및뇌공학과
 부교수

<주관심분야 : Compressed sensing, Bio
 imaging and signal processing, MRI, CT,
 Optical imaging, NIRS>