

다중변수 압축 MRI 기술 연구 동향

I. 서론

의료 산업은 전 세계 많은 국가들이 미래 산업을 이끌어갈 분야로 정하고 집중적인 투자가 이루어지고 있는 분야이다. 특히 인체 내부 질병을 초기에 진단할 수 있는 의료 영상 기술은 현대 의학에 있어서 필수적인 부분으로 자리를 잡고 있으며, 그 중 자기공명영상(MRI)은 고 대비 및 고화질의 영상을 제공하여 여러 임상 환경에서 널리 사용되고 있다. MRI는 촬영시 다양한 제어인자들을 조절할 수 있어서, 동일한 인체부위에 대해서 서로 다른 정보를 보여주는 다수의 대조도 영상을 만들 수 있는 장점이 있다. 특히, 최근 이러한 다중 대조도 영상 (multi-contrast imaging) 기법이 MRI를 이용한 진단 향상을 위해 많이 연구되고 있다. 기존의 다중 대조도 영상들은 여러번의 MR 촬영을 통해 얻을 수 있으며 이로부터 뼈 및 조직 분리 (bone and tissue segmentation), 조직 특성화 (tissue characterization), 정량적 분석, 수초 재생 모니터링 (remyelination monitoring) 등, 하나의 대조도 영상만으로는 할 수 없는 다양한 진단 정보를 제공할 수 있다. 이러한 다중대조도 영상이 발전하여 최근에는 각 인체조직의 특성을 결정하는 MR 특성 변수들 (T_1 , T_2 , T_2^* , etc)을 획득하여 보다 정량적인 정보를 제공하는 연구가 활발히 진행되고 있고, 이러한 영상들을 종합하여 다중변수 영상이라고 한다. 하지만 이러한 MR 다중 변수 영상은 그 획득 시간이 길다는 이유로 인해 일반 임상에서는 널리 적용되지 못하고 있다. 획득 시간이 길어지면 환자가 불편함을 느낄 뿐만 아니라 촬영 중 환자의 움직임 및 촬영 슬라이스의 불일치에 따른 각 변수 영상의 불일치가 발생하여 영상의 해석이 어렵게 되는 단점이 있다. 이러한 MRI의 긴 획득 시간을 줄이기 위해서 압축센싱



장진성
연세대학교 전기전자공학과



황도식
연세대학교 전기전자공학과



(Compressed Sensing) 기술이 활발히 연구되고 있다^[1]. 이 기술은 신호처리 및 정보이론에서 처음 제시되어 정보통신, 이미지 프로세싱, 센서 및 인스트루멘테이션 등 다양한 분야로 확장되고 있고, 최근 MRI 분야에서도 다양한 형태로 적용되어 좋은 결과들을 얻고 있다^[2]. 특히, MR 영상 자체는, 주파수 도메인에서 직접 데이터를 획득하는 방식으로서, 압축센싱의 활용도가 매우 높다고 할 수 있고, 특정 도메인 (예를 들어 웨이블릿 도메인)에서의 상당수 값이 0인 성김성 (sparsity) 특성을 갖는다. 따라서 주파수 도메인에서 일부분만의 데이터를 획득하여, 원래의 영상을 압축센싱 기법을 이용하여 효과적으로 재구성할 수 있다. 또한, 이 기술을 다중변수 자기공명영상에 적용한 것을 다중변수 압축센싱이라 한다. 다중변수 압축센싱은 영상에서의 성김성만을 이용하는 것 뿐만 아니라 다른 여러개의 대조도 영상에서 유사한 부분을 참고하거나 물리적인 모델을 이용하여 더욱 적은 데이터를 획득 하고도 온전한 자기 공명 영상을 얻을 수 있게 한다. 본 논문에서는 이러한 다중변수 압축 MRI의 기본 원리와 현재의 연구 동향을 살펴보고자 한다.

MR 영상의 성김 특성을 이용하여 압축센싱 기술을 활용해 MRI의 긴 획득 시간을 줄일 수 있다

II. 압축 센싱 (Compressed Sensing)

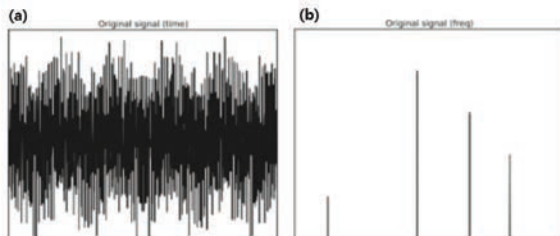
1. 기술 소개

실제로 자연적으로 경험할 수 있는 신호는 아날로그 신호이지만, 정보/통신 시스템에서 사용되는 신호는 이진법을 기반으로 한 디지털 신호들이다. 아날로그 신호를 디지털 신호로 만들기 위해서는 샘플링 과정이 필요

한데, 올바른 샘플링 비율은 쉐논 (Shannon) 및 나이퀴스트 (Nyquist) 에 의한 샘플링 이론을 따른다^[3]. 즉, 원래 아날로그 신호의 최고 주파수의 2배 (Nyquist rate) 이상으로 샘플링을 해야, 샘플링된 디지털 신호로부터 원래의 신호를 정확하게 복원할 수 있다는 이론이다. 그러나 2006년에 소개되어진 압축센싱 이론에 따르면^[1], 특정 조건에서는 Nyquist rate 이상으로 샘플링하지 않아도 온전히 신호를 복원할 수 있다는 것을 보여주고 있다.

이러한 압축센싱이 적용되기 위한 조건으로서는 신호가 특정 도메인(예를 들어, 주파수 혹은 웨이블릿 도메인)에서 성김성을 가져야 한다는 것이다. 성김성(sparsity)이란, 신호의 아주 일부분만 non-zero 값을 가지고, 대부분의 값은 zero를 가진다는 것이다. 실제로 0을 가진 신호는 아무 정보를 가지고 있지 않기 때문에, 소수의 non-zero 값만 그 신호를 표현하는데 필요하다는 것이다.

〈그림 1〉에서는 성김성에 대해 설명하고 있다. (a)에서는 시간축에서의 신호 그래프를 나타내고 있는데, 대부분의 시간에서 non-zero 값이 존재한다. 하지만 이 신호를 푸리에 변환으로 주파수 도메인 그래프로 나타내었을 때(b), 변환된 신호는 대부분의 값이 0이고 일부 신호만 0이 아닌 성김성 신호로 나타내어진다. 따라서, 이러한 성김성 신호를 아주 작은 용량으로 압축할 수 있게 된다. 반대로, 일부 정보만 있더라도, 이 성김성을 이용하면 우리가 원하는 원래 신호의 값을 복원할 수도 있는 것이다.



〈그림 1〉 동일한 신호를 다른 도메인에서 표현한 예 (a) 시간 도메인에서의 신호, (b) 주파수 도메인에서의 신호

2. 이론

압축센싱은 기본적으로 다음의 식을 푸는 것을 목표로 한다.

$$y = \Phi x \tag{1}$$

여기서 y 를 획득 데이터 (MRI의 경우 스캐너상에서 얻은 주파수 도메인에서의 과소샘플링된 데이터)이고,

x 는 복원하고자 하는 해상도의 풀 샘플링 데이터이다. 여기서 Φ 는 신호의 성감 정도를 나타내는 압축 연산기호 (compression operator) 행렬이다. x 가 가진 데이터 양은 Φ 와의 연산을 통해 아주 적은 데이터 양의 y 가 얻어지는 것이다. 이때 다루어지는 신호의 성감성이 크다고 가정 했을 때, 아래와 같은 식을 통해 해를 구할 수 있다.

$$\min_x \|x\|_0 \text{ such that } \Phi x = y \quad (2)$$

식(2)는 L_0 norm ($\|x\|_0 = \sum |x|^0$) 최소화를 통해 성감성이 최대가 되게 하는 x 를 얻게 한다. 하지만 획득 벡터를 비선형적으로 모두 점검해야는 문제가 발생하여 알고리즘의 해답을 얻어내기가 어렵다^[1].

$$\min_x \|x\|_2 \text{ such that } \Phi x = y \quad (3)$$

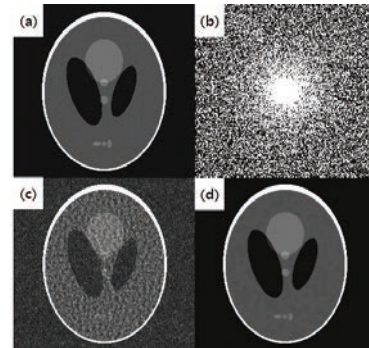
이와 반면에, 식(3)과 같이 L_2 norm ($\|x\|_2 = \sqrt{\sum |x|^2}$)에서 해를 구하는 시도를 해 볼 수 있는데, L_2 norm 최소화와 같은 경우는 해를 구하기 쉬우나 성감성이 높은 해를 찾아주지 못하기 때문에, 즉 non-zero값이 많은 결과를 도출하기 때문에^[1] 압축센싱 적용에는 부족한 조건이 많다. 따라서 최근에는 식(4)와 같이 L_1 norm ($\|x\|_1 = \sum |x|^1$)을 이용한 성감성을 나타내는 방식이 많이 부각되고 있고, 이러한 압축센싱 기법이 MRI 적용에도 많이 사용되고 있다.

$$\min_x \|x\|_1 \text{ such that } \Phi x = y \quad (4)$$

3. 예시

특정 도메인에서 나이퀴스트 비율보다도 적게 과소 샘플링이 되어 있어도, 성감성을 이용한 압축 센싱 알고리즘을 사용하면, 원본 영상을 복원할 수 있음은 <그림 2>의 예에서 볼 수 있다.

<그림 2> (a)는 원본 영상이고, 우리가 목표로 복원해야 하는 영상이다. (b)는 (a)의 주파수 도메인에서의 과소 샘플링된 데이터이다. 즉, 나이퀴스트 샘플링 이하로 샘플링된 데이터이다. 이를 이미지 도메인으로 가



<그림 2> Shapp-Logan 팬텀의 압축센싱 예시, (a) 원본 영상, (b) 주파수도메인에서 과소 샘플링된 데이터, (c) (b)의 공간도메인에서의 영상 (과소샘플링 인공물 발생), (d) 압축센싱 기법 적용 결과 영상.

져왔을 때 (c)에서 볼 수 있듯이 과소 샘플링 인공물 (undersampling artifact)이 발생한다. 이와 반면, 이를 압축센싱 기술을 사용하여 복원하면, 원본과 거의 동일한 (d) 영상으로 복원할 수 있다.

III. MRI 압축 센싱

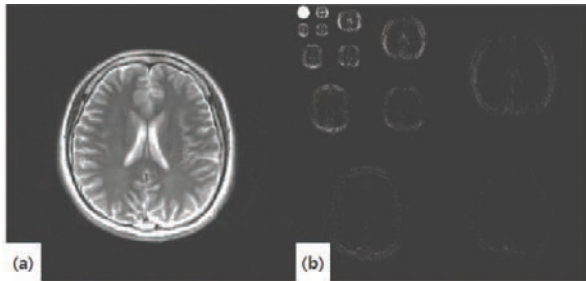
1. 기술 소개

2006년에 압축센싱 기술이 소개되면서 다양한 분야의 적용 가능성에 대해 언급이 되었는데, 그 중 특이한 획득 시간 해결에 가장 이슈를 갖던 자기공명 영상의 압축센싱 구현이 언급되었다. 그 후 1년 뒤, Lustig *et al* 연구진이 자기공명 영상에 압축센싱을 적용한 Sparse MRI 연구 결과를 제시하였는데^[2], 이는 현재까지도 자기공명영상 연구진들에게 많은 영향을 주

고 있다. Sparse MRI는 자기공명 영상의 압축센싱 적용 조건으로 다음의 세가지를 제시한다. (1) 획득 영상이 특정 도메인에서 성감 특성을 가져야 한다. (2) 과소 샘플링으로 인한 에일리어싱

L_1 norm 을 이용한 압축센싱 기법이 MRI에 적용되기 위해 연구되고 있으며, 이를 통해 적은 샘플을 통해서도 원본과 거의 동일한 영상을 얻을 수 있다

인공물 (aliasing artifact)이 이미지 도메인 상에서 잡음과 유사한 형태를 가지고 있어야 한다. (3) 비선형 알고리즘을 통해 과소샘플링된 신호를 복원할 수 있어야 한다.



〈그림 3〉 특정 도메인에서의 성감성을 보여주는 예시
(a) 뇌 MRI 영상, (b) (a)의 웨이블릿 도메인에서의 데이터

2. 성감성 변환

압축센싱을 위해서는 신호 자체가 특정 도메인에서 성감성을 가져야 한다고 II장에서 언급하였는데, MRI에 압축센싱을 적용하기 위해서는 획득한 자기공명 영상을 성감성이 높은 도메인으로 변환(sparsifying transform)하는 과정이 필요하다. 혈관촬영도(angiogram)과 같은 경우는 신호 자체가 성감성을 가지고 있고, 뇌나 심장등 복잡한 구조를 가지는 인체 내부의 자기공명 영상 또한 특정 도메인에서 성감성을 가진다. 이산 코사인 변환(discrete cosine transform), 웨이블릿 변환(wavelet transform)이 대표적으로 성감성을 가지게 하는 도메인이다. 이산 코사인 변환은 JPEG이나 MPEG과 같은 영상 압축에도 주로 사용되고, 웨이블릿 도메인은 앞으로 소개될 자기공명 영상 압축센싱에 주로 사용되고 있다. 또한, 심장 영상에 많이 사용되는 동적 영상(dynamic imaging)의 경우는, 시간축에서의 성감성을 이용하기도 한다.

〈그림 3〉에서와 같이, 일반적인 MR 영상은 성감성이 많이 나타나지 않지만, 웨이블릿 도메인에서 표현했을 때는 일부의 값을 제외하고 대부분의 값이 0에 가까워지는 성감성을 확인할 수 있다.

3. 자기 공명 영상 획득

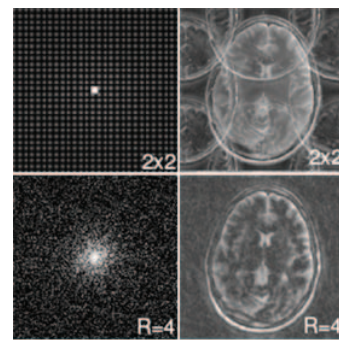
자기공명 영상은 컴퓨터단층촬영(CT)이나 초음파 영상과는 다르게, 신호의 획득을 주파수 도메인에서 얻는 독특한 성질을 가지고 있다. 여기서 주파수 도메인을

k-space라고 부른다^[9].

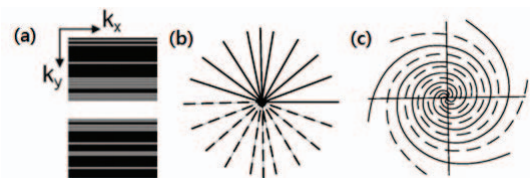
압축센싱을 적용하기 위해서는 k-space에서의 과소 샘플링으로 인한 영상 인공물이 잡음과 유사하여야하는데, 이는 k-space에서의 랜덤한 패턴으로 샘플링을 함으로써, 영상도메인에서 잡음과 유사한 인공물을 발생시킬 수 있다^[11]. 〈그림 4〉에서와 같이, k-space에서 정규 과소샘플링을 할 경우 (왼쪽 위), 이미지 도메인에서의 영상은 일반적인 에얼리어싱 왜곡이 나타나지만 (오늘쪽 위), 랜덤 과소샘플링의 경우 (왼쪽 아래)에는 잡음 형태로 나타남을 확인할 수 있다 (오른쪽 아래).

이러한 비간섭성 인공물 (incoherent artifact)의 경우에는, 보다 효과적으로 압축센싱 기법을 통해 원래의 영상을 복원할 수 있게 된다. 자기 공명영상에서는 이를 위해 k-space상에서 MR 신호를 획득할 때, 랜덤하고 다양한 밀도(variable density)를 가지는 획득 패턴을 바탕으로 하여 얻어야 한다^[8]. 〈그림 5〉에서와

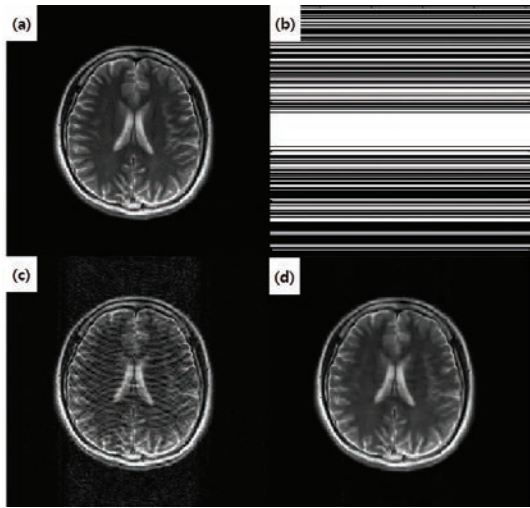
**압축 센싱을 적용하기 위해서는
랜덤하고 다양한 밀도를 가지는 획득
패턴을 사용해야 한다**



〈그림 4〉 정규 과소 샘플링과 랜덤 과소 샘플링의 결과 영상 비교, 정규 과소 샘플링은 영상에서 에얼리어싱으로 왜곡이 발생하며 랜덤 과소 샘플링의 경우 전반적인 잡음 형태로 나타난다



〈그림 5〉 MRI 과소샘플링 데이터의 획득. (a) 직교좌표 패턴 과소샘플링, (b) 방사형 과소샘플링, (c) 가변밀도 나선형 과소샘플링



〈그림 6〉 Sparse MRI의 결과, (a) in-vivo 영상, (b) k-space에서의 과소샘플링 (R=2), (c) 인공물이 확연히 발생한 영상, (d) 압축센싱을 이용하여 복원한 영상

같이, k-space의 세로축 방향으로 랜덤 패턴을 얻거나 (a), 방사형태의 패턴 (b), 혹은 가변밀도 나선형 패턴 (variable density spiral trajectory)을 과소샘플링으로 얻는 방법이 있다 (c).

4. MRI를 위한 압축센싱 알고리즘

II장에서 압축센싱은 L_1 norm 최소화를 이용해 해를 구한다고 언급하였는데, MR에서도 식(5)와 같이 L_1 norm 최소화 알고리즘을 사용한다.

$$\min_x \|\Psi x\|_1 \text{ such that } F_u x = y \quad (5)$$

y 는 획득된 과소 샘플링 데이터이고, x 는 최종적으로 구하려고 하는 복원 영상이다. 여기서 최소화 부분의 Ψ 는 성감성 변환 연산자로서, 주로 웨이블릿 변환을 사용한다. 그리고 II장에서 소개했던 압축 연산자 Φ 는 과소샘플링 푸리에 변환인 F_u 를 사용한다. 실제로 과소샘플링 푸리에 변환은 풀 샘플링 공간 데이터를 과소 샘플링 주파수 데이터로 변환하는 압축 역할을 한다.

성감성 변환 연산자, 웨이블릿 변환과 함께 전체변화

기법(total-variation)^[10]을 사용하면 성감성을 더 강화할 수 있고, 획득 시의 잡음 등의 요소를 고려하게 되면 식(5)는 다음과 같이 변경된다.

$$\begin{aligned} \min_x \|\Psi x\|_1 + \alpha TV \\ \text{s. t. } \|F_u x - y\|_2 < \epsilon \end{aligned} \quad (6)$$

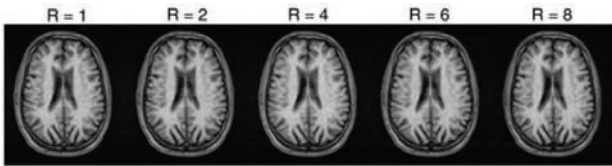
식(6)에서 TV는 전체변화 정보이고, α 는 정규화 정도를 나타내는 변수, ϵ 는 잡음 등에 따른 한계 변수이다. 식(6)은 여러 가지 다양한 알고리즘을 통해 최소화되고 원하는 원래의 자기공명 영상을 얻게 된다. 〈그림 6〉에서 과소샘플링된 k-space 데이터와 (b), 에일리어싱 왜곡현상 (c), 그리고 압축센싱기법으로 복원한 원래 영상 (d)을 확인할 수 있다.

VI. 다중 변수 압축 MRI

MRI의 장점 중의 하나는, 동일한 조직에 대해서 서로 다른 다수의 대조도 영상을 획득할 수 있다고 언급하였다. 따라서 기존의 압축센싱기법을 하나의 MR 영상에 적용하는데에만 그치는 것이 아니라, 다양한 대조도의 영상, 혹은 다중 변수 영상들에도 보다 효과적으로 적용할 수 있다. 서로 다른 대조도의 영상들이지만, 동일한 구조를 촬영한 영상이기 때문에, 서로 유사한 정보를 내재하고 있다. 이러한 공통적인 요소를 분석하여, 이를 압축센싱 기법에 적용하면 보다 높은 성감성 특성을 이용할 수 있게 된다. 따라서, 최근에는 하나의 영상에서의 성감성 특성 뿐만이 아니라 다른 대조도 영상 간의 성감성 공유를 이용한 압축센싱기법, MR 신호의 물리적 성질을 이용한 (예를 들어 Bloch equation) 자기공명 모델 기반 압축센싱 등을 통해, 더 높은 압축정도에서 빠르게 다중 변수 영상들을 촬영하는 연구가 활발히 진행되고 있다.

다중변수 압축센싱에서는 각 영상마다 서로 다른 과소 샘플링 패턴을 사용할 수 있게 되고, 따라서 서로 비동기성을 가진 인공물을 가지게 됨으로, 압축센싱기법을

다수의 대조도 영상에서 영상간의 공통적인 요소를 분석하여 나오는 성감성을 이용하여 보다 효과적인 압축센싱 기법이 개발 가능하다



〈그림 7〉 조직 이완 모델을 이용한 압축센싱에서 T2 Map 획득 영상 결과, R: 감소 인수(reduction factor = 전체 샘플 수 / 과소 샘플 수)^[13]

적용할 때 성김성의 해를 찾기가 더욱 유리해진다^[2].

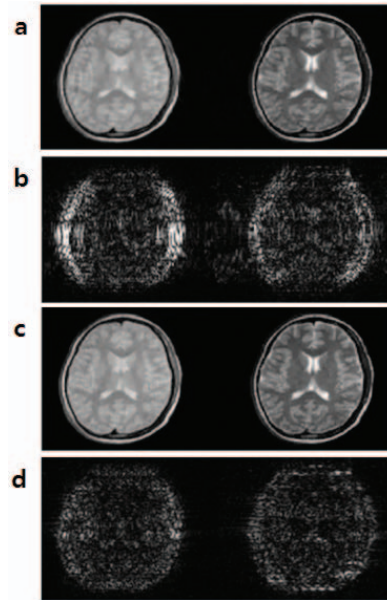
또한, 획득된 다중변수 영상들은 그 획득 방법에 따라 다양한 이완 특성을 바탕으로 형성된 MR 신호를 갖게 되는데, 이러한 신호는 물리적 수식을 통해 여러 영상에서 공유될 수 있다. 예를 들어, 각기 다른 시간에서 여러 장의 T_2 강조 영상들을 얻었다고 가정하면, 영상의 각 부분에 대한 신호의 시간축에서의 변화는 다음과 같은 식을 따른다 (T_2 영향만 고려)^[12].

$$s(t) = M_0 e^{-t/T_2} \quad (8)$$

위의 식(8)은 자기공명영상 물리에 기반한 수식으로서 MR 영상에 있어서의 신호 감쇠에 대한 모델이다. 따라서 이러한 수식을 통해 각기 다른 시간에서 얻어진 자기공명 영상들은 서로 연결되어지고, 정보를 공유하게 되는데, 이러한 점으로부터 나오는 성김성을 이용하면 좀 더 효과적인 압축센싱 기법이 개발되어질 수 있다.

T_1 이완이나 T_2 이완을 가진 모델에 기반한 성김성 변환을 사용하여 다중변수 압축센싱 기술을 적용한 2010년도의 연구에서는^[13], 인체내 조직의 고유 특성인 T_1 이완 혹은 T_2 이완을 모델로 하여, orthogonal matching pursuit (OMP)^[14]이라는 기술을 사용하여 압축센싱을 구현하였다. 기존의 압축센싱 방법인 L_1 최소화방법 또한 사용하기 위하여 iterative soft thresholding^[7]을 이용하여 보다 효과적인 압축 센싱을 추가로 진행하였다. 기존 압축센싱은 각각 하나의 영상 안에서만 진행되었던 반면에, 이 방식은 시간도메인에서는 MR 신호 모델에 근거한 방법을 사용하고, 공간도메인에서는 기존 압축센싱을 사용함으로써 좀 더 높은

시·공간 도메인 분류, 확률적 접근 및 Gaussian 확산모델 등 다양한 다중변수 압축센싱 기법이 연구되고 있다

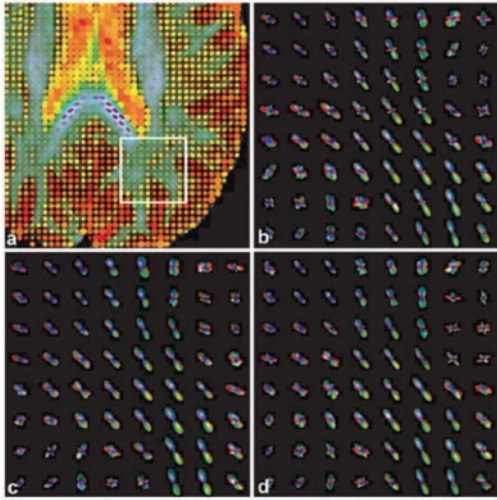


〈그림 8〉 (a) 기존의 압축센싱으로 복원한 뇌 영상, (b) 풀 샘플링 뇌 영상과의 차이, (c) 다중변수 영상에 Bayesian 압축센싱을 이용한 결과, (d) 풀 샘플링 영상과의 차이^[16]

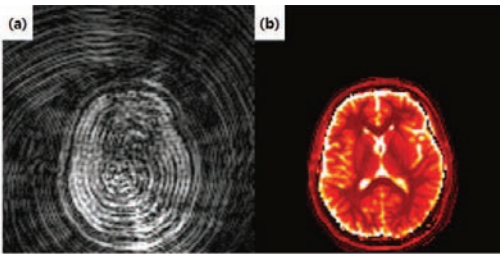
압축정도에서도 복원이 잘 된 결과를 제시하였다. 〈그림 7〉에서와 같이, 감소인수 (reduction factor)가 8인 경우에서도 (8배 압축) 원래 영상이 효과적으로 복원됨을 알 수 있다.

또다른 연구그룹에서는, 모델을 사용하지 않고, 여러 대조도 영상 사이의 유사성을 직접적으로 이용하여 확실적인 접근을 시도한, Bayesian 압축센싱 연구도 소개되고 있다^[16]. 이 기술은 각 영상에서의 유사한 구조적인 특성을 이용하여 압축센싱을 하는 방법이다. 얻어진 k-space 데이터와 구하고자 하는 영상과의 선형적 관계 계수를 구하고, 그 관계 계수를 다른 대조도 영상에 적용시키는 방법을 사용한다. 단순한 압축센싱 기법은 성김성만을 이용하지만, 다중변수 이미지들의 구조적인 공통점들을 이용하여 기존의 압축센싱보다 더욱 좋은 결과를 제시하고 있다(〈그림 8〉).

MRI에서 특히 시간이 많이 필요한 영상법 중의 하나는 뇌신경의 연결성을 파악할 수 있는 확산텐서영상



〈그림 9〉 다중 변수 압축센싱 기술을 이용해서 획득 한 뇌 신경 섬유 방향성 지도^[17]



〈그림 10〉 자기공명지문 기술 결과^[13], (a) 〈그림 4〉의 spiral 과소 샘플링 패턴을 이용, 매우 높은 감수 인수를 갖는 대조 영상. (b) 자기공명지문 기술을 가지고 복원한 정량적 뇌 영상^[18]

diffusion tensor imaging (DTI) 이다. 확산텐서영상의 정확도를 높이기 위해서는 보다 많은 여러 대조도의 확산강조영상들을 획득하여야 하는데, 이 또한 전체 촬영 시간이 길어지는 문제가 있다. 이를 극복하기 위해 확산 모델을 기반으로 한 다중변수 압축 MR 기술 연구도 제시되고 있다^[17]. Gaussian 확산모델을 활용하여 각 확산강조영상에서의 정보를 공유하여 압축센싱 기법을 구현한 것으로서, 아직 초기 단계이지만 그 필요성이 크기 때문에 이와같은 기법에 많은 기대가 모아지고 있다. 〈그림 9〉에서와 같이, 다중 압축센싱 방법은 일반 자기공명영상 뿐만 아니라, 방향성을 나타내는 확산텐서영상에서도 활용 가치가 높음을 보여주고 있다.

또 다른 관점의 압축센싱 기법으로서, 2013년

Nature지에 게재된 자기공명지문 기법 (magnetic resonance fingerprinting, MRF)^[18] 또한 다중변수 압축센싱이 적용되는 기술이다. 이 기술은 짧은 시간 동안 수많은 다중 변수 영상들을 과소샘플링으로 획득한 뒤, 이로부터 정량적인 MR 변수들을 얻어, 인체 각 조직의 특성을 특정지우는 기술이다. 빠르게 수많은 다중 변수 영상들을 얻기위해, 매우 높은 비율의 과소샘플링이 필수이고, 이를 해결하기 위한 다중변수 압축센싱 기술이 적용된다. 〈그림 10〉의 (a)는 매우 높은 과소샘플링 영상을 나타낸 것이고 (48배 압축), (b)는 이러한 과소샘플 데이터로부터 자기공명지문 기술을 통하여 복원한 정량적 영상을 나타낸 것이다. 이와 관련하여 최근 2014년 국제 자기공명영상 학회에서도 (2014 ISMRM, Milan, Italy) MRF 기법을 활용하는 연구들이 다수 소개되어 많은 관심을 받고 있다^[19-20].

V. 결론

본 논문에서는 다양한 대조도를 갖는 자기공명영상의 획득 시간을 줄이기 위해 사용되는 압축센싱 기법에 대해 소개하였다. 특히 국제 자기공명영상 학계를 중심으로 주목받고 있는 다중변수 압축 자기공명영상 기법들을 살펴보고 그 가능성에 대해서 살펴보았다. 다중변수 자기공명영상은 일반 자기공명 영상에서 보여줄 수 없는 다양한 대조도와 정량적인 정보를 제공할 수 있어 진단에 효과적으로 사용될 수 있음에도 획득시간의 제한 때문에 일반 임상에 널리 사용되지 못하고 있는 실정이다. 하지만 본 논문에서 소개하고 있는 다중변수 압축센싱 기법들이 최근 활발히 개발되고 있고, 이러한 기술들이 기존 자기공명영상 시스템의 전반적인 발전과 융합된다면, 조만간 다중변수 압축 영상이 임상에서도 광범위 하게 적용될 수 있을 것이다. 멀티 코일을 이용한 SENSE^[24], GRAPPA^[25]와 같은 병렬 영상 기술, EPI^[26] 기술 등과 같은 고속화 기법들과 다중변수 압축 기술의 융합 또한 그 연구가 이미 진행되고 있다.



감사의 글

본 논문은 2013년도 교육과학기술부의 재원으로 한국과학재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (2012-0008577).

참고 문헌

- [1] Donoho, David L. "Compressed sensing." *Information Theory, IEEE Transactions on* 52.4 (2006): 1289-1306.
- [2] Lustig, Michael, David Donoho, and John M. Pauly. "Sparse MRI: The application of compressed sensing for rapid MR imaging." *Magnetic resonance in medicine* 58.6 (2007): 1182-1195.
- [3] Jerri, Abdul J. "The Shannon sampling theorem—its various extensions and applications: A tutorial review." *Proceedings of the IEEE* 65.11 (1977): 1565-1596.
- [4] Kim, Seung-Jean, et al. "An efficient method for compressed sensing." *Image Processing, 2007. ICIP 2007. IEEE International Conference on*. Vol. 3. IEEE, (2007).
- [5] Candes, Emmanuel, and Justin Romberg. "Signal recovery from random projections." *Proc. SPIE*. Vol. 5674. (2005).
- [6] D. L. Dohono and Yaakov Tsaig, "Fast solution of L1-Norm Minimization Problems When the Solution May Be Sparse," *IEEE Trans on Information Theory*, Vol.54, No.11, pp. (2008): 4789-4812
- [7] Daubechies, Ingrid, Michel Defrise, and Christine De Mol. "An iterative thresholding algorithm for linear inverse problems with a sparsity constraint." *Communications on pure and applied mathematics* 57.11 (2004): 1413-1457.
- [8] Tsai, Chi-Ming, and Dwight G. Nishimura. "Reduced aliasing artifacts using variable-density k-space sampling trajectories." *Magnetic resonance in medicine* 43.3 (2000): 452-458.
- [9] 대한자기영상공명과학회 '자기공명영상학', (2008), 일조각
- [10] Osher, Stanley, et al. "An iterative regularization method for total variation-based image restoration." *Multiscale Modeling & Simulation* 4.2 (2005): 460-489.
- [11] Do, Thong T., et al. "Distributed compressed video sensing." *Image Processing (ICIP), 2009 16th IEEE International Conference on*. IEEE, 2009.
- [12] Jang, Ung, and Dosik Hwang. "High-quality multiple T2 (*) contrast MR images from low-quality multi-echo images using temporal-domain denoising methods." *Medical physics* 39.1 (2011): 468-474.
- [13] Doneva, Mariya, et al. "Compressed sensing reconstruction for magnetic resonance parameter mapping." *Magnetic Resonance in Medicine* 64.4 (2010): 1114-1120.
- [14] Pati, Yagyensh Chandra, Ramin Rezaifar, and P. S. Krishnaprasad. "Orthogonal matching pursuit: Recursive function approximation with applications to wavelet decomposition." *Signals, Systems and Computers, 1993. 1993 Conference Record of The Twenty-Seventh Asilomar Conference on*. IEEE, 1993.
- [15] Ji, Shihao, David Dunson, and Lawrence Carin. "Multitask compressive sensing." *Signal Processing, IEEE Transactions on* 57.1 (2009): 92-106.
- [16] Bilgic, Berkin, Vivek K. Goyal, and Elfar Adalsteinsson. "Multi-contrast reconstruction with Bayesian compressed sensing." *Magnetic Resonance in Medicine* 66.6 (2011): 1601-1615.
- [17] Menzel, Marion I., et al. "Accelerated diffusion spectrum imaging in the human brain using compressed sensing." *Magnetic Resonance in Medicine* 66.5 (2011): 1226-1233.
- [18] Ma, Dan, et al. "Magnetic resonance fingerprinting." *Nature* 495.7440 (2013): 187-192.



- [19] Jang, Jinseong, et al. "Iterative Compressed Sensing Reconstruction Using Forward Model Based on MR Multi-Parameter." Proceedings of the 23 Annual Meeting of ISMRM. (2014): 4283
- [20] Eo, Taejoon, et al. "Effective Data Sharing Method for Extreme Cartesian Undersampling in MRF." Proceedings of the 23 Annual Meeting of ISMRM. (2014): 4286
- [21] Cukur, Tolga, and Dwight G. Nishimura. "Multiple repetition time balanced steady-state free precession imaging." Magnetic Resonance in Medicine 62.1 (2009): 193-204.
- [22] Wu, Yin, et al. "Accelerated MR diffusion tensor imaging using distributed compressed sensing." Magnetic Resonance in Medicine 71.2 (2014): 763-772.
- [23] Chen, Henry S., Angshul Majumdar, and Piotr Kozlowski. "Compressed sensing CPMG with group-sparse reconstruction for myelin water imaging." Magnetic Resonance in Medicine 71.3 (2014): 1166-1171..
- [24] Pruessmann, Klaas P., et al. "SENSE: sensitivity encoding for fast MRI." Magnetic resonance in medicine 42.5 (1999): 952-962
- [25] Griswold, Mark A., et al. "Generalized autocalibrating partially parallel acquisitions (GRAPPA)." Magnetic Resonance in Medicine 47.6 (2002): 1202-1210.
- [26] DeLaPaz, Robert L. "Echo-planar imaging." Radiographics 14.5 (1994): 1045-1058.



장진성

- 2012년 2월 연세대학교, 전기전자공학, 공학사
- 2013년 3월~현재 연세대학교 전기전자 공학과 박사 과정

〈관심 분야〉

의료 영상 획득 처리 및 영상 재구성



황도식

- 1997년 2월 연세대학교, 전기공학, 공학사
- 1999년 2월 연세대학교 대학원, 전기공학, 공학석사
- 2006년 5월 University of Utah, Bioengineering, 공학박사
- 2006년~2008년 University of Colorado Health Science Center, 박사후연구원
- 2008년 9월~2013년8월 연세대학교, 전기전자공학과, 조교수
- 2013년9월~현재 연세대학교 전기전자공학과 부교수

〈관심분야〉

의료영상 획득, 처리 및 영상재구성, 생체신호처리