

# 압축센싱과 영상처리 응용

## I. 개요

모든 신호처리에서 가장 먼저 시작되어야 할 과정은 아날로그 신호를 디지털화하는 것인데, 디지털 데이터를 획득하기 위한 이 과정을 표본화 (또는 Sampling) 라고 한다. 샘플링 과정은 반드시 아날로그 신호에만 적용되는 것으로 한정할 필요는 없이 좀 더 포괄적으로 이미 디지털화 되어 있는 데이터라도 표본화주파수를 높이거나 (interpolation/up-sampling/upscaling), 또는 낮추는 (decimation/down-sampling/downscaling) 과정까지 같이 포함시켜 생각할 수 있다. 데이터 획득의 효율화를 위하여는 되도록 적은 수의 샘플만을 취하더라도 원 신호를 충실하게 얻어낼 수 있도록 하는 것이 바람직하다. 이 문제는 20세기 초반부터 많은 연구자들의 주목을 받아왔고 마침내 이를 이론적으로 체계화하여 지금까지 신호처리의 가장 기본적인 이론으로 배우는 것이 바로 Shannon/Nyquist의 표본화정리이다. 즉, 대역 제한된 신호라면 그 신호가 가지고 있는 최대 주파수 보다 2배 더 높은 (표본화) 주파수로 표본화 한다면, 그렇게 얻어진 샘플 신호들로 부터 원 신호의 정확한 값을 복원해 낼 수 있다는 것으로써, 이 표본화 정리는 말로 지금의 정보화 시대를 가능케 하는 가장 중요한 이론이다. 그러나, 전자공학도라면 누구나 당연한 신호처리의 출발조건으로 알고 있는 이 Shannon/Nyquist 표본화정리를 만족하는 표본화 주파수보다 더 적은 수의 표본화 주파수로 신호를 획득 하더라도, 원 신호가 일정한 조건을 만족하는 성긴(sparse) 신호라면 손실 없이 원 신호의 완벽한 복원이 가능함을 수학적으로 증명한 것이 압축센싱 (CS: Compressed Sensing)의 핵심이다<sup>[1-2]</sup>. 지난 근 100년간 전자공학의 여러 이론과 응용의 기본 출발점이 표본화 정리인 바로 그 이유인 것과 같이, 압축센싱 기술을 이용하면 표본화주파수를



전 병우  
성균관대학교  
전자전기공학부

더욱 낮출 수 있어 시스템을 간단히 하거나 처리 속도를 빠르게 할 수 있으므로 압축센싱 이론의 발전과 다양한 문제에 이를 활용하기 위하여 많은 연구가 수행되고 있다<sup>[3]</sup>. 특히 획득하고 처리하여야 할 데이터량이 매우 많은 영상 처리 문제의 경우 다양한 응용에 CS를 활용할 여지가 매우 많아 더욱 활발한 연구개발이 이루어지고 있는데, 이런 측면에서 압축센싱 이론을 영상획득에 적용한 단일 화소 카메라<sup>[4]</sup> 구현 데모는 많은 사람들의 주목을 받은바 있다. 그러나, 본격적인 CS의 실용화까지는 해결하여야 할 문제가 아직 많은 상태여서, 많은 연구자들의 도전과 관심이 요구되는 분야이기도 하다. 본 고에서는 한정된 지면상 CS 이론 자체에 대한 상세한 내용은 본 학회지의 다른 원고 및 개개의 관련 학술 논문을 참조하기로 하고, 주로 압축센싱을 영상신호처리에 적용하는 문제들을 개괄적으로 이해하고 압축센싱 기술을 영상처리 분야에 적용한 몇가지 예들을 살펴보기로 한다.

## II. 신호의 압축센싱과 복원

일반적으로 신호의 획득은 <그림 1>에 나타난 것과 같이, ADC (Analog to Digital Converter)에 의하여, 그리고 그 역과정은 DAC (Digital to Analog Converter)에 의해 수행된다. 이와 마찬가지로 압축센싱 역시 크게 센싱과 복원의 두 과정으로 구성된다. 압축센싱 기술의 영상신호 처리를 이해하기 위하여 이 두 과정에 대한 매우 개괄적인 이해를 해보기로 한다.

### (1) 신호의 압축센싱

압축센싱의 가장 중요한 출발점은 아마도, “성긴 (sparse) 신호의 경우 i.i.d. Gaussian 램덤 센싱 행렬과 같은 일정 성질을 만족하는 센싱 행렬을 이용하여



<그림 1> 신호의 샘플링과 압축센싱의 비교

식 (1)과 같이, 신호를 압축표본화 (즉, 센싱) 하더라도, 원 신호를 손실 없이 복원해 낼 수 있다”는 것을 체계적으로 밝힌 D. L. Donoho 의 논문일 것이다<sup>[1]</sup>.

$$y = \Phi x \quad (1)$$

식 (1)에서  $x$ 는 실수 값을 가지는 원 (영상) 신호를 일차원 벡터로 표시한  $N \times 1$ 행렬이고,  $y$ 는 입력신호  $x$ 를 센싱 행렬  $\Phi$ 를 사용하여 선형적으로 측정된 획득신호를 일차원 벡터로 표시한  $N \times 1$ 행렬이다. 식 (1)을 이용하는

### 압축센싱 영상획득은 시스템 간략화 및 고속화를 가능 하게 함

압축센싱에서, 원 영상신호를 구성하는 “화소”수에 해당하는  $N$ 과, 측정된 획득신호의 차원인  $M$  간에는  $M \ll N$ 의 관계가 있기

때문에 “압축 (Compressed 또는 Compressive)” 이라는 용어가 사용되며, 신호 획득의 의미로 통상적으로 사용하는 표본화 (sampling) 라는 용어 대신 센싱 (Sensing) 이란 용어가 널리 사용된다. 이때,  $M/N$ 의 비율을 subrate 또는 측정율 (measurement rate) 이라고 부른다. 여기서, 성긴 신호라는 것은 주어진 신호벡터를 구성하는 벡터 요소 (element)들의 상당수가 zero 값을 갖는 것을 말한다. 좀 더 정확히 말하면 주어진 신호벡터의 요소들이 최대  $K$  개까지만 non-zero 값을 갖는 신호벡터를  $K$ -sparse 하다고 한다. 자연계의 일반적인 신호는 그 자체로  $K$ -sparse 하지 않더라도, 특정 영역으로 신호변환을 하였을 경우 에너지가 몇 개의 축으로 집중되기 때문에 성긴 신호가 될 수 있다. 또한, 신호가 정확히  $K$ -sparse 하지 않더라도 몇 개의 큰 값을 갖는 요소들을 제외하고 나머지는 매우 작은 크기만을 갖는다면, 이를 zero 값으로 간주하는  $K$ -term 근사화 (Approximation)를 할 수 있다. 이렇게 특정 변환영역에서 신호를  $K$ -term 근사화 할 수 있는 신호를 Compressible 신호라고 한다. 영상신호의 경우 DCT (Discrete Cosine Transform) 또는 WT (Wavelet Transform) 등을 사용하여 신호 변환하였을 경우 우수한 신호 에너지 집중화 현상으로 인하여 성긴 신호의 특성이 매우 잘 나타나므로, Compressible 신호의 아주 좋은 예가 된다. 한편, 주어진 신호를

성긴 신호로 변환하는 것을 희소화 (sparsification) 문제라고 하며, 이를 위한 변환을 특별히 sparsifying matrix 라고 부른다. 주어진 원 신호  $x$ 가 Compressible 하다고 할 때, 희소화를 위한 변환을  $\Psi$ 라고 하면 식 (2a)와 같은 관계가 형성된다.

$$x = \Psi \alpha \quad (2a)$$

여기서  $\alpha$ 는 희소화 변환 후 얻어진 성긴 신호를 나타낸다. 즉, 원 영상  $x$ 자체를 압축센싱하는 대신, 신호  $x$ 를 변환영역에서 본  $\alpha$ 는 성긴 신호의 특징을 잘 보이므로,  $\alpha$ 에 대하여 압축센싱을 수행하는 것이다. 따라서, 원래의 압축센싱을 나타내는 식 (1)은 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$y = \Phi x = \Phi \Psi \alpha \quad (2b)$$

여기서( $\Phi \Psi$ ) 자체를 새로운 센싱 행렬로 보면, 식 (2b)는 결국 식 (1)과 결국 동일한 형태가 된다. 따라서, 변환영역에서 압축센싱을 하던지 원 신호 영역에서 압축센싱을 하던지에 상관하지 않고 일반적으로 식 (1)만을 사용하여 압축센싱의 이론 전개가 가능하므로, 이후의 설명에서는 식 (1)을 기준으로 하기로 한다.

전통적인 표본화 개념은 획득하고자 하는 데이터가 표현하는 “정보”는 전혀 고려하지 않고 단순하게 그 신호의 값만을 취하는 개념인데 반하여, 압축센싱에서는 획득되는 데이터 및 이 신호의 성긴 (Sparse) 성질까지 고려하여 원 신호의 획득되는 신호의 량을 좀 더 적게 하되 원 신호가 지니고 있는 정보는 결국 최종적으로 손실 없이 (또는 일정 손실 이하로) 복원해 낸다는 아주 미묘한 차이를 구분하기 위하여 샘플링이라는 용어보다는 센싱(Sensing) 이라는 용어를 사용하고 있다. 센싱과정을 보여주는 식 (1)에서  $\Phi$ 는 측정 행렬 (measurement matrix) 또는 센싱 행렬 (sensing matrix)이라고 불리우는  $N \times M$  행렬인데, 통상 Gaussian Random 행렬을 많이 사용한다. 그러나, DCT, Wavelet 또는 여타의 변환행렬을 사용하는 것도

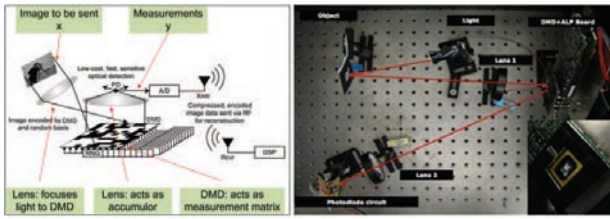
가능하다. 따라서, 어떠한 측정행렬을 사용하는 것이 좋은 지의 문제는 압축센싱분야의 중요한 또 하나의 연구분야이다. 이에 대한 몇가지 연구사례들을 예로 들자면, 랜덤 대칭 신호, 하다마드, 랜덤 바이너리 또는 세미-하다마드 구조를 갖는 베르누이 행렬 구조를 갖는 센싱 행렬을 사용하거나<sup>[5]</sup>, 센싱 행렬과 희소화 (sparsification) 기저 행렬 간의 상호 상관성이 매우 낮아야 한다는 이론에 따라 기존에 미리 정의된 센싱 행렬을 사용하는 대신, 학습 및 최적화를 통해 적응적 센싱 행렬을 사용하는 방법<sup>[6]</sup>, 또는 압축센싱 복원에 사용하는 센싱 행렬을 딥러닝 학습 기반 방법으로 산출하여 적용하는 방법<sup>[7]</sup>들이 개발된 바 있다. 특히, 획득하여야 할 데이터량이 매우 큰 영상신호의 경우, 입력신호의 성질을 효과적으로 활용할 수 있는 센싱 행렬의 설계를 위하여 여기에 소개된 몇가지 방법 이외에도 매우 다양한 접근방법들이 연구되고 있다.

일반적으로, 획득할 영상신호와 이에 대한 측정신호를 일차원화 하여 벡터  $x$  및  $y$ 를 구성하기 때문에  $N$ 과  $M$ 의

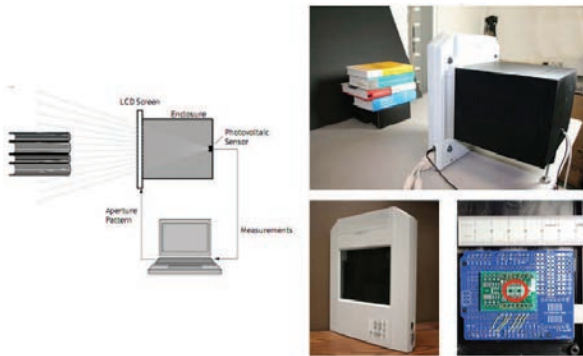
**고효율 영상신호 압축을 위해 구조화된 센싱행렬의 연구가 진행되고 있다**

값은 매우 크다. 따라서,  $N \times M$ 의 측정행렬  $\Phi$ 역시 매우 큰 행렬이 되어 이를 저장하기 위한 메모리량도 매우 크고 이를 처리하여야 할

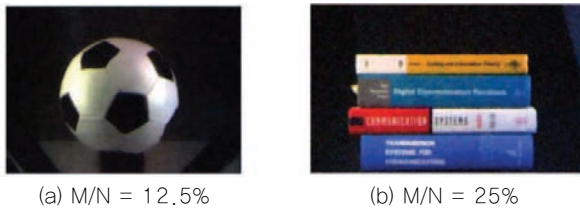
시스템의 복잡도도 커지게 된다. 이런 문제에 착안하여 센싱 행렬에 어느 정도의 구조성을 지니게 하여 센싱 행렬의 크기를 보다 작게 구성하도록 하는 것이 구조화된 센싱 행렬(Structured Sensing Matrix) 접근법이다. 일례를 들면, Rice 대학 연구팀에서는 Kronecker 곱셈 연산을 사용하여 큰 크기의 센싱 행렬을 작은 센싱 행렬 몇 개로 표현하도록 하여 이 문제를 저감시켰으며<sup>[8]</sup>, Bonn 대학 연구팀은 기존의  $M \times N$ 형태의 랜덤 계수를 갖는 센싱 행렬 대신, 한 개의 벡터에 대한 기저만 정의하고 나머지 행은 circulant 또는 Toeplitz 행렬이 되도록 이 기저 벡터를 이동시켜 얻어지는 센싱 행렬을 제안한 후, 이러한 구조화된 센싱 행렬을 사용함으로써 센싱 행렬의 생성을 매우 빠르게 할 수 있을 뿐 아니라 해당 센싱 행렬은 역푸리에 변환, 랜덤 계수 크기 변환 및 푸리에 변환 3가지의 행렬 형태로 분리가 가능하다는



〈그림 2〉 단일 화소 카메라 개념도와 실제 구현된 구조<sup>[4]</sup>



〈그림 3〉 두 개의 광센서를 이용한 스테레오 카메라 개념도와 실제 구현된 구조<sup>[10]</sup>

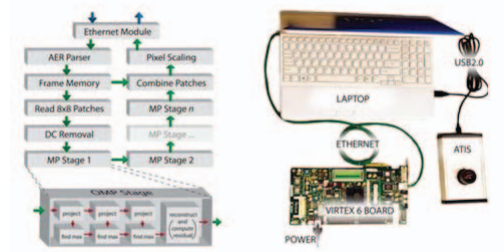


〈그림 4〉 두 개의 광센서를 이용한 스테레오 카메라에 의해 얻어진 한 쪽 영상<sup>[10]</sup>

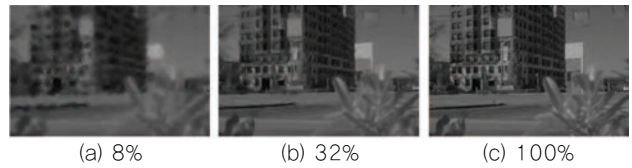
것도 보여주었다<sup>[9]</sup>. 한편, 압축센싱을 영상에 적용한 실제 구현예를 살펴보면 다음과 같다.

Rice 대학에서는 DMD (Digital mirror device)에 난수 (random number)를 가하는 방식으로 센싱 행렬을 구현한 단일 화소 카메라 데모를 하였다<sup>[4]</sup>. 〈그림 2〉에 보이는 것처럼 렌즈를 통하여 집광된 원 영상신호  $x$ 는 DMD를 통하여 난반사 (난수에 의해 결정되는 DMD의 반사각도에 의함) 되고 이 빛은 다시 수광용 렌즈로 흡산된 후 결국 하나의 광다이오드에 의하여 측정되는 형태이다.

또한, Bell Labs 에 의하여 발표된 또 다른 영상신호에 대한 압축센싱 적용 예는 〈그림 3〉과 같다. 이 구현예에서는 렌즈를 사용하는 대신 LCD 스크린에 랜덤행렬에



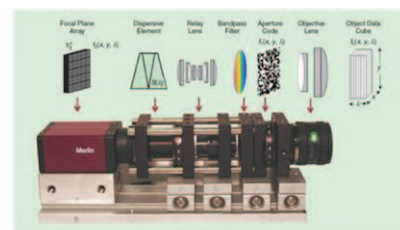
〈그림 5〉 FPGA로 구현한 실시간 압축센싱 복원 하드웨어 구조<sup>[11]</sup>



〈그림 6〉 FPGA로 구현한 실시간 압축센싱 복원 하드웨어 구조<sup>[11]</sup>

해당하는 신호를 가해 LCD스크린의 편광을 랜덤하게 조정하도록 하고, 이를 통하여 특정 위치에서 LCD 스크린을 통해 입광되는 빛을 ON/Off 시키는 구조이다. LCD 스크린에 가해지는 랜덤 패턴에 의하여 각 화소 위치별로 영상신호를 나타내는 입사광의 통과여부가 on/off 되는데 바로 이것이 식 (1)을 구현한 것에 해당한다. LCD 스크린을 통과한 영상신호는 마침내 두 개의 광센서로 검출된다. 두 개의 광센서는 좌우 스테레오를 구현하기 위한 것이므로, 이 구조 역시 단일 화소 카메라 라고 할 수 있다. 이 압축센싱을 이용한 영상시스템에 의하여 얻어진 영상의 예가 〈그림 4〉에 나타나 있다.

Johns Hopkins 대학에서는 FPGA를 활용한 Orthogonal Matching Pursuit 알고리즘 기반 실시간 압축센싱 복원방법을 〈그림 5〉와 같이 구현하였다. 기본적인 동작원리는 원영상을  $8 \times 8$  크기의 patch로 나누는 다음 각각의 patch에 대해 병렬로 CS 복원을



〈그림 7〉 Hyperspectral 영상의 압축센싱을 위한 하드웨어 구조<sup>[12]</sup>

수행하는 것인데, QVGA급 영상(304×240)에 대해 125MHz에서 28FPS 영상 복원이 가능하다. 이로써 얻어진 복원 영상에 대한 예는 <그림 6>과 같다.

Duke 대학에서는 <그림 7>과 같이 Coded Aperture를 활용한 랜덤 센싱 구조에서 Coded Aperture와 CCD센서 사이에 분광을 위한 prism을 추가하여 Hyperspectral 영상을 위한 Compressive Coded Aperture Spectral Imaging(CASSI) 하드웨어를 구현하였다. 기존의 시스템에서는 각 센서에 의해 Coded 영상정보만 센싱 가능 하였던 것에 비해, CASSI는 CCD센서의 각 pixel에 입사되는 빛의 스펙트럼 대역이 무엇인지 알 수 있기 때문에 압축센싱 기반의 Hyperspectral 영상 처리에 대한 응용이 가능하다.

## (2) 압축센싱된 신호의 복원

식 (1)에서 보면  $M \ll N$ 의 관계가 있으므로  $y$ 로부터  $x$ 를 복원해 내는 것은 무수히 많은 해가 있어 압축센싱된 신호의 복원은 일반적으로는 유일한 해를 찾을 수 없는 ill-posed 문제가 된다. 그러나, 원 영상신호  $x$ 가 성긴 (sparse) 신호일 경우, 성김 (sparsity)을 만족하는 측정값 하에서는 완벽한 신호 복원이 가능하다. 압축센싱된 적은 수의 샘플 데이터로부터 원 영상을 충실히 복원하기 위하여는 다양한 최적화 기법들이 필요하며, 이를 위하여 L1 optimization<sup>[13]</sup>, Orthogonal Matching Pursuit (OMP)<sup>[14]</sup>, Gradient Projection Sparse Reconstruction (GPSR)<sup>[15]</sup>와 같은 많은 압축센싱 복원 알고리즘들이 개발되었다. 이런 다양한 알고리즘들은 대체로 Convex Optimization 기법과 Greedy pursuit 기법으로 분류될 수 있는데, Convex Optimization 기법은 복원 과정에서 높은 계산 복잡도를 요구하지만<sup>[14]</sup> Greedy pursuit 기법은 신호 복원 시 높은 정확도와 상대적으로 빠른 신호 복원능력 때문에 비교적 많이 사용되고 있다. 대부분의 Greedy pursuit 기법들은 크게, 최선의 해를 찾기 위한 반복적인 복원 과정과 신호와 잡음을 분류하기

**복원알고리즘의 복잡도를 줄이는 문제는 중요하다. 영상 복원을 위해 Total variation (TV)을정규화항으로 설정하여 최소화 하기도 한다**

위한 문턱값 적용이라는 두 단계의 과정을 수행한다. 따라서, 이 기법 역시 다른 방법들과 비교하여 상대적으로 낮은 복잡도를 가질 뿐, 아직도 그 자체로 여전히 높은 복잡도를 지닌다. 따라서, 복원 알고리즘의 복잡도 감소화는 실용화를 위한 중요한 연구주제이다. 위에서 이야기한 두가지 기법 이외에도 복원할 화소값의 prior 확률을 설정한 후, Posterior 확률을 최대화하는 방향으로 미지수를 찾아가는 Bayesian 프레임워크를 이용하는 기법과 다양한 휴리스틱을 이용하는 기법들도 개발되어 있다.

한편, 최적 복원을 위하여는, 얻어지는 복원 영상의 “적합도”를 측정하여야 할 필요가 있는데, 이를 위하여 최근 많이 사용되는 것이 Total variation (TV)을 정규화항으로 설정하여 최소화하는 것이다<sup>[16-18]</sup>. 이 방법은 ill-posed 의 성질을 지니는 압축센싱의 복원문제에 복원 신호의 total variation (TV)이 최소화 되도록 한다는 추가의 별도 조건을 인가하는 것이다. TV 기반 방법은 일반적으로 복원된 영상의 에지 (edge)를 충실하게 복원하면서도 비교적 우수한 CS 복원성능을 보이는 것으로 알려져 있지만, TV 기반 복원 방법이 당초 Piecewise linear function을 가정하여 개발된 바, TV 적용 복원 방법은 원치 않는 계단 형태의 영상 결함을 발생시키기도 한다. 이런 문제를 완화하기 위하여 Spatial 또는 Gradient 영역에서 비국부적 (non-local) 정규화항을 추가로 사용하도록 하는 연구가 진행된 바 있다<sup>[18]</sup>. 이 연구의 비국부적인 복원 구조는 특히, 공간적인 영역에서 관찰되는 영상 구조와 Gradient 영역에서 관찰되는 영상구조 간에 차이가 있다는 점에 주목하여, 수평, 수직 변화 방향별로 별도의 정규항을 사용하는 비국부적 (non-local) 정규화 방법을 제안한 것이다. 기존 방법들에서 사용한 공간 정규화 방법은 다음과 같이 표현된다.

$$\| F - NL(F) \|_p^p$$

여기서  $F$ 는 복원되는 영상을,  $NL(\cdot)$ 은 비국부적

(Non-local) 평균 연산자를 의미하고,  $p$ 는 2로 설정된다. 이것은 기본적으로 원본 영상과 잡음 영상간의 비국부적 영상 구조가 유사함을 근거로 하여 화소공간상에서의 에러( $F-NL(F)$ )를 최소화하는 것이다. 그러나, Gradient 영역에서도 비국부적 구조가 존재함에 착안하여 설계된 Gradient 비국부적 정규화 방법은 다음과 같다.

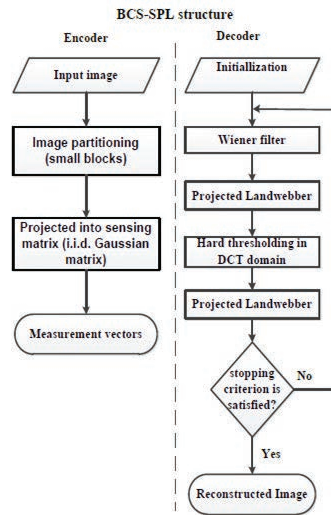
$$\| \nabla F - NL^*(\nabla F) \|_p^p$$

지금까지의 Gradient 기반 정규화방법들은 수평, 수직 방향 Gradient 간에는 높은 연관성이 있음을 가정하여 왔으나, 이 연구<sup>[18]</sup>에서 관찰한 실험결과에 의하면 이는 일반적이지 않으며, 오히려 몇몇 경우에는 상호간의 연관성을 찾기가 힘들다는 실험결과에 착안하여 수직-수평 Gradient 방향별로 별도의 Gradient 기반 정규화 항을 사용하는 것을 제안한 것이다.

### (3) 압축센싱의 복잡도 감소를 위한 블록기반 CS 복원

압축센싱기술을 영상처리에 적용함에 있어서 관심을 기울여야 할 분야 중 또 하나는 복원방법의 계산량을 감소시키는 문제이다. 특히, 영상의 고해상도화에 따라 화소수가 점점 더 많아지는 추세이므로 원영상의 화소수를 말하는  $N$  값과 원신호를 압축센싱하여 얻어진 측정데이터 (measurement data)의 양을 말하는  $M$ 은 일반적으로 매우 큰 숫자이다. 압축센싱의 신호센싱 및 복원 복잡도를 줄이기 위한 방법으로, 압축센싱(또는 복원)을 영상프레임 단위로 하는 것이 아니라 매 영상프레임을 작은 단위 블록으로 나눈 후, 블록 크기와 측정율에 따라 설정된 센싱 행렬을 식 (1)에 따라 각 블록들에 순차적으로 적용하는 블록기반 압축센싱 (BCS: Block-based Compressed Sensing) 기술이 개발되었다<sup>[19]</sup>. 블록 기반 압축센싱은 프레임 기반 압축센싱에 비해 메모리 문제 및 복잡도가 현저히 낮다는 장점 때문에 압축센싱-복원을 구현하기 위하여 많이 사용되고 있지만, 각 블록마다 다른 희소성(Sparsity)에 따라 복원 영상

**복원 알고리즘의 계산량을 줄이기 위해, 블록 기반의 신호처리 기법들이 연구되고 있다**



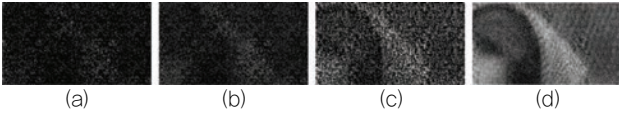
〈그림 8〉 블록기반 압축센싱과 복원 (BCS-SPL)<sup>[20]</sup>

블록별로 화질 열화 정도가 다를 수 있으므로, 복원 영상 블록 경계들간에 블록화 현상이 현저하게 보이는 문제점이 생길 수 있다. 따라서, 블록기반 CS 복원을 사용하면서도 동시에 복원 영상의 화질을 향상시키는 복원 방법의 개발을 위한 연구들이 매우 중요하다. 물론 블록화 현상의 발생원인과 제거방법은 전통적인 블록 변환 압축방법에서 이미 오랫동안 다루어진 문제이고, 당초의 BCS 기술과 결부되어 이런 문제를 개선하기 위하여, Smooth Projected Landweber (SPL) 기법이 추가로

적용된 BCS-SPL 방법<sup>[20]</sup>이 개발된 바 있다. 이 BCS-SPL 방법을 사용하면, 종래의 영상프레임기반 기술과 비교하여 상대적으로 더욱 간단하고 빠르게 압축센싱 및

복원을 할 수 있으며, 또한 압축센싱 및 복원과정에 소요되는 저장 공간도 줄일 수 있다. 하지만 기존의 블록 변환 압축방법에서와는 틀리게 블록의 희소성 정도와 직접적으로 연관되어 발생하는 압축센싱에서 발생하는 블록화 현상에 대하여 그 원인과 성질을 분석한 후 이에 따른 최적의 해결책을 명확히 제시한 연구는 아직 많지 않은 상태이다. 〈그림 8〉은 BCS-SPL 알고리즘 구조를 나타낸다.

SPL 복원 방법은 소정의 종료 조건들을 만족시키기



〈그림 9〉 CS 복원에서 IHT과정 적용의 예시 (a) 측정율 = 0.1로 획득된 CS 측정영상 (b) (a)영상의 CS 복원시 hard thresholding 적용한 후 얻어진 결과 (c) 측정율=0.5로 획득된 CS 측정영상 (d) (c)영상의 CS 복원시 hard thresholding 적용한 후 얻어진 결과

전까지 Wiener 필터링, Projected Landweber (PL), 하드 문턱 값 (IHT: Iterative Hard Thresholding) 적용을 반복적으로 수행한다.

여기서 Wiener 필터는 공간 영역에서 신호 내 잡음과 blocking artifact를 제거하고, PL 과정은 신호를 원 영상으로 복원한다.

또한 IHT 과정은 복원되고 있는 영상신호내의 잡음 정도를 변환 도메인에서 추정하고, 이 추정된 값보다 작은 값을 가지는 복원 영상 계수들을 0으로 설정하여 복원 신호의 성김도(Sparsity)를 증가시킨다. CS 복원에서 IHT과정의 역할은 〈그림 9〉에 나타나 있는데, Thresholding을 적용하여 성김도를 높임으로써 현저하게 개선된 CS 복원 영상이 얻어짐을 볼 수 있다. 그러나 substrate 가 매우 낮은 경우 (예: 0.1), CS 복원 영상의 화질은 매우 떨어지는 것도 볼 수 있는데 이는 너무나 적은 수의 데이터만이 획득되기 때문에 CS 복원화질을 좋게 할 상당히 많은 정보를 소실하였기 때문이다.

IHT 알고리즘은 실용적으로 적용하기 쉽고 빠르며, 복원 성능 또한 우수하기 때문에 압축센싱에서 널리 사용되고 있는 알고리즘이지만, IHT 알고리즘을 영상 신호에 적용할 경우, 영역 변환된 영상 신호의 모든 계수에 대해 동등하게 Hard Thresholding 과정이 적용된다. 영상신호의 경우 energy는 저역 주파수 대역에 대부분 집중되어 있으며, Human Visual System (HVS)에 의하면, 사람의 눈은 저역 주파수 대역에 대해 고역 주파수 대역보다 더 민감하다. 이러한 점에 착안하여 HVS를 이용한 적응적 hard thresholding

방법도 발표된바 있다<sup>[21]</sup>.

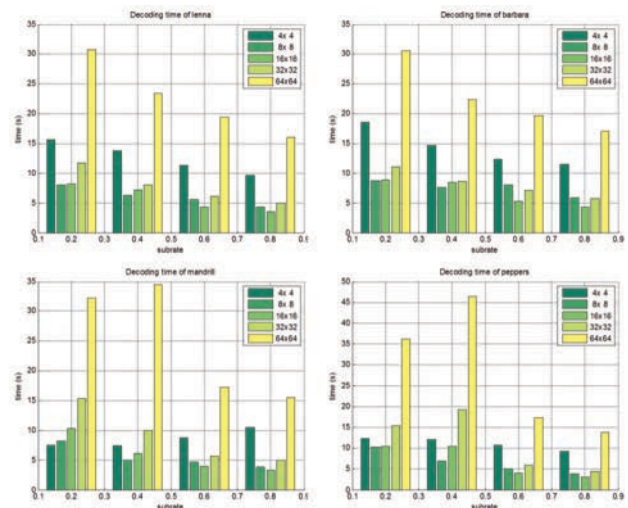
한편, BCS 기술을 적용할 경우, 블록의 크기에 따른 CS성능과 복잡도 감소간의 관계 또한 매우 중요한 문제이다. 블록 크기에 따라 압축센싱의 성능이 변화하기 때문인데, 그 정도는 영상에 의존적이다. 예를 들어, Mandrill과 같은 디테일한 영상에서는 신호의 희소성이 크기 때문에 압축센싱 성능은 다른 영상에 비해 우수할 수 있지만, Lenna나 Peppers와 같이 부드러운 영상에서의 압축센싱 성능은 모든 블록 크기에서 균일한 성능을 보이며 대부분의 경우 블록 크기가 커질수록 성능이 높아지는 것을 알 수 있다. 이와

같은 결과는 블록의 크기가 커질수록 희소성이 증가한다는 것을 의미한다. 또한, 측정율이 증가하면서 복원될 정보가 많아지므로, 적은 수의 반복으로도 쉽게 복호화가

가능하다는 것도 예상할 수 있다. 〈그림 10〉은 블록 크기에 따른 복잡도 비교를 나타낸 것이다.

앞서 압축센싱을 위한 센싱 행렬이 특정 구조를 갖도록 설계하는 기법들을 소개한 바 있다. 블록기반 압축센싱에서도 역시 이와 유사한 구조적 센싱 행렬에 대한 연구가 진행된 바 있다<sup>[22]</sup>. 블록 기반의 압축센싱에서는 측정 신호의 희소성이 크면 복원성능 또한 증가함으로

**블록 크기에 따른 압축센싱 성능과 복잡도 감소간의 관계에 대한 연구나, 이를 위한 구조적 센싱 행렬에 대한 연구 등이 진행되고 있다**



〈그림 10〉 블록 크기에 따른 CS 복원 복잡도 비교

현재 측정 신호에 대한 예측 정보를 주변 블록의 측정 신호로 이용 한다면 영상 내 유사성이 큰 블록이 선택 되고 그 차이에 대한 측정값을 복원하면 보다 높은 복원 성능을 기대할 수 있다. 이러한 예측 블록을 사용하여 영상을 희소화할 때, 일반적으로 영상내의 화소의 유사성은 가까운 화소일수록 높을 가능성이 크기 때문에 블록의 크기가 작을수록 더 높은 유사성을 갖는 예측 블록을 찾을 수 있다. 그러나 복원과정에서는 반대로, 블록의 크기가 클수록 복원 성능이 높아지는 현상이 발생한다. 그러므로 센싱과정에서 블록의 크기를 어느 정도 이하로 줄이는 것은 오히려 불리하다. 따라서, 하나의 측정 행렬을 여러개의 서브-측정벡터로 나누는 후, 센싱 과정에서는 작은 블록 크기에 대한 예측 블록을 선택하고, 복원과정에서는 큰 블록에 대한 복원을 수행할 수 있도록 할 수 있는 구조적 측정 행렬에 대한 연구가 발표된 바 있다<sup>[22]</sup>. 블록의 크기가  $B \times B$ 인 경우 신호는  $N(=B^2) \times 1$ 의 벡터형태로 표현 할 때, 센싱 행렬의 구조는 다음과 같이 설정될 수 있다.

$$\Phi_{SMM} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} \phi & \phi & \phi & \phi \\ \phi - \phi & \phi - \phi & \phi - \phi & \phi - \phi \\ \phi & \phi - \phi & \phi - \phi & \phi \\ \phi - \phi & \phi - \phi & \phi - \phi & \phi \end{bmatrix}$$

여기서  $\phi$ 는 임의의  $M/4 \times M/4$  센싱 행렬이다. 해당 센싱 행렬에 대한 입력 신호는 다음과 같이  $B \times B$  크기의 입력 블록  $x$ 를 4개의  $B/2 \times B/2$  서브블록으로 나눈 형태로 구성된다.

$$x = [x_1^T x_2^T x_3^T x_4^T]^T$$

이를 통해 다음과 같은  $B \times B$  크기의 측정 벡터  $y(B)$ 를 얻을 수 있다.

$$y(B) = \Phi_{SMM} x = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} [y_1 + y_2 + y_3 + y_4] \\ [y_1 - y_2 + y_3 - y_4] \\ [y_1 + y_2 - y_3 - y_4] \\ [y_1 - y_2 - y_3 + y_4] \end{bmatrix}$$

여기서  $B/2 \times B/2$  크기의  $i$ 번째 측정 벡터는  $y_i(B/2) = y_i = \phi x_i, i=1 \dots 4$ 로 표현할 수 있다. 또한, 네 개의

측정 벡터  $y_i$ 를 통해  $B \times B$  크기의 측정행렬  $y(B)$ 를 표현할 수 있다. 결과적으로 센싱 행렬 내의 측정 벡터들 간의 연산을 통해 예측 차를 구하게 되고 이를 통해 신호의 희소성을 증가시킬 수 있다.

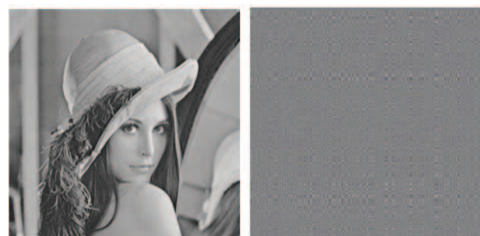
#### (4). 압축센싱된 신호의 압축

압축센싱에 의하여 획득된 데이터를 CS에서는 특히 측정(measurement) 데이터라고 부른다. substrate가 적더라도 영상의 크기가 큰 경우 측정 데이터의 량 또한 무시 못할 정도가 된다. 특히 동영상에 적용된 경우 발생하는 데이터가 현저하게 많아 이를 압축하는 주제에

대한 연구도 진행되고 있다<sup>[23-24]</sup> 랜덤 센싱 행렬을 사용하여 CS로 획득된 측정 데이터(영상)는 <그림 11>과 같다. 이 그림에서 알 수 있듯이 측정데이터 영상은 보통의 영상과는 전혀 틀린 모습이다.

따라서, 측정데이터 영상에 기존의 JPEG을 적용하면 약 10dB정도의 화질 저하가 발생한다. 이것은 인접화소(또는 인접 프레임)간의 유사도를 최대한 이용하여 데이터의 용장도(redundancy)를 줄이는 전통적인 부호화 방법과는 전혀 맞지 않는 데이터의 특성 때문이다. 따라서, 압축센싱된 신호를 압축하는 다양한 방법들이 연구되고 있는데, 이중 몇가지를 살펴보기로 하자.

Xidian 대학 연구팀<sup>[23]</sup>에서는 progressive quantization과 같은 최적의 양자화 기법을 통해 CS 부/복호화 성능을 향상시키는 연구를 수행하였는데, 기본적인 구조는 <그림 12>와 같다.



<그림 11> Lenna 영상(좌)과 이를 압축센싱하여 얻어진 CS 측정데이터 (우)

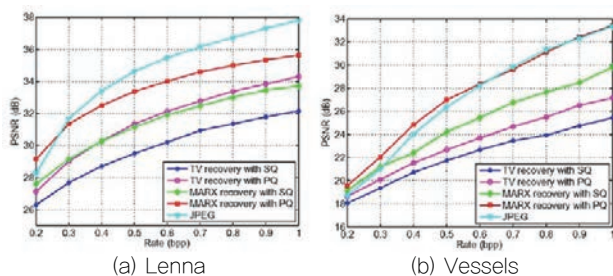




〈그림 12〉 Binning기반 압축센싱 구조<sup>[23]</sup>  
(a) 부호화기, (b) 복호화기

여기서 부호화기는 크게 Base layer와 Refinement layer 압축부로 구성이 되는데, Base layer에서는 랜덤 센싱 행렬을 통한 측정 값을 구한 다음, 양자화과정을 수행하여 양자화된 측정 값을 복호화기에 전달한다. 이 때, Refinement layer에서는 Base layer에서 발생한 양자화에 따른 오차를 보상하기 위해 Binning을 수행하여 복호화기에 전달한다. 복호화기는 Base layer 및 Refinement layer로부터 전송된 값을 통해 보다 정교한 복원과정을 수행한다. 이 연구에 대한 성능은 〈그림 13〉에 나타나 있다.

그래프를 살펴보면 Lenna 영상의 경우 JPEG 기반 으로 압축된 방법과 비교했을 때 bpp가 커질수록 제안 방법의 성능이 떨어지는 것을 확인 할 수 있다. 그러나, Vessels 영상의 경우에는 제안방법과 JPEG 압축 성능이 거의 유사하고, bpp가 낮은 경우에는 제안하는 방법의 성능이 약간 우세한 것으로 나타난다. 이러한 현상이 나타나는 이유를 분석해보면, Lenna 영상의 경우 주파수 공간에서의 값의 분포가 Power decaying law를 따르는 경향이 있어 성긴 성질을 찾기 어렵기 때문이다. 그러나, Vessels 영상의 경우, 화소 영역 자체가 성긴 성질을 따르기 때문에, 압축센싱에서 높은 복원 품질을 기대할 수 있다.



〈그림 13〉 Binning기반 압축센싱 구조하의 복원 영상 성능 비교<sup>[23]</sup>

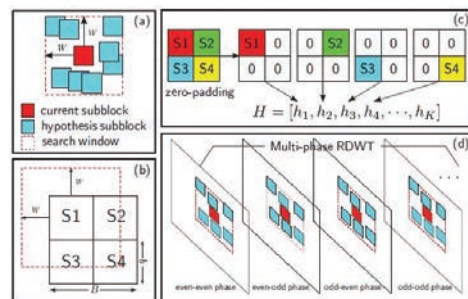
한편, Mississippi 대학 연구팀<sup>[24]</sup>은 비디오 및 정지 영상을 위한 압축 센싱 과정 중, 현재블록에 대한 여러 참조블록들의 선형 결합을 이용한 예측기법을 통한 Multihypothesis 기반 블록 압축센싱 구조를 연구하였다. 해당 연구에서 풀고자 하는 L1 최소화 식은 다음과 같다.

$$\hat{w}_{t,i} = \underset{w}{\operatorname{argmin}} \left\| \Phi H_{t,i} w - y_{t,i} \right\|_2^2 + \lambda \| w \|_1$$

위 식에 대한 기본적인 의미는, 복원하고자 하는 블록  $y_{t,i}$ 에 대해서 이미 복원된 참조 프레임으로부터 참조 블록 후보 집합  $H_{t,i}$ 의 선형 결합을 통해 가장 유사한 예측 블록  $\Phi H_{t,i} w$ 을 찾는 것이다. 이 방법에서는 복원하고자 하는 블록에 대한 참조 후보군  $H_{t,i}$ 를 생성하는 방법을 다루었는데, 비디오 영상의 경우와 정지영상의 두가지 경우로 분류된다. 비디오 영상에서 시간 t 시점의 I 번째 복원 블록의 참조 후보군은 이미 복원이 완료된 프레임으로부터 생성한다. 정지영상의 경우에는 비디오에서 사용하는 방법과는 약간 다른데, 기본적인 방법은 〈그림 14〉와 같다.

### III. 결론

영상신호에 대한 압축센싱의 적용을 위한 연구는 매우 다양한 문제에 대하여 진행되고 있다. 또한 일부 응용에 대하여 실제 데모 시스템이 구현된 것이 발표된 바도 있다. 그러나 지금까지 연구의 대부분은 아직 작은 해상도의 흑백 영상에 대한 연구들이 대부분이고,



〈그림 14〉 (a) 여러개의 참조 블록 생성 (b) BxB크기 블록으로부터 bxb크기를 갖는 서브 블록 구조 (c) bxb크기의 참조블록에 대한 zero padding (d) DWT 영역에서의 참조블록 생성방법

〈표 1〉 Top Downloads in IEEE Xplore 순위

순위	서지 사항
1	A TUTORIAL ON PARTICLE FILTERS FOR ONLINE NONLINEAR/NON-GAUSSIAN BAYESIAN TRACKING (Arulampalam, M.S.; Maskell, S.; Gordon, N.; Clapp, T.) IEEE Trans. on Signal Processing vol. 50, no. 2, 2002, pp. 174-188
2	IMAGE PROCESSING USING SMOOTH ORDERING OF ITS PATCHES (Ram, I.; Elad, M.; Cohen, I.) IEEE Trans. on Image Processing vol. 22, no. 7, 2013, pp. 2764-2774
3	AN INTRODUCTION TO COMPRESSIVE SAMPLING (Candes, E.J.; Wakin, M.B.) IEEE Signal Processing Magazine vol. 25, no. 2, Mar. 2008, pp. 21-30
4	PRIVACY PRESERVING DATA SHARING WITH ANONYMOUS ID ASSIGNMENT (Dunning, L.A.; Kresman, R.) IEEE Trans. on Information Forensics and Security vol. 8, no. 2, 2013, pp. 402-413
5	IMAGE QUALITY ASSESSMENT: FROM ERROR VISIBILITY TO STRUCTURAL SIMILARITY (Wang, Z.; Bovik, A.C.; Sheikh, H.R.; Simoncelli, E.P.) IEEE Trans. on Image Processing vol. 13, no. 4, 2004, pp. 600-612
6	LEARNING-BASED, AUTOMATIC 2D-TO-3D IMAGE AND VIDEO CONVERSION (Konrad, J.; Wang, M.; Ishwar, P.; Wu, C.; Mukherjee, D.) IEEE Trans. on Image Processing vol. 22, no. 9, 2013, pp. 3485-3496
7	COMPRESSIVE SENSING [LECTURE NOTES] (Baraniuk, R.G.) IEEE Signal Processing Magazine vol. 24, no. 4, 2007, pp. 118-121
8	IMAGE SUPER-RESOLUTION VIA SPARSE REPRESENTATION (Yang, J.; Wright, J.; Huang, T.S.; Ma, Y.) IEEE Trans. on Image Processing vol. 19, no. 11, 2010, pp. 2861-2873
9	ADAPTIVE MOBILE CLOUD COMPUTING TO ENABLE RICH MOBILE MULTIMEDIA APPLICATIONS (Wang, S.; Dey, S.) IEEE Trans. on Multimedia vol. 15, no. 4, 2013, pp. 870-883
10	MULTI-VIEW VIDEO REPRESENTATION BASED ON FAST MONTE CARLO SURFACE RECONSTRUCTION (Salvador, J.; Casas, J.R.) IEEE Trans. on Image Processing vol. 22, no. 9, 2013, pp. 3342-3352

압축센싱된 신호의 데이터량을 줄이기 위한 압축 기술의 수준은 아직 전통적인 기술인 JPEG 수준에 머물고 있다. 압축센싱 기술은 특히 MRI나 Hyperspectral 영상처럼 데이터의 획득프로세스가 매우 복잡하거나 시간이 많이 걸려 이를 간단히 하는 것이 무척 중요한 문제들로

연구되고 있으며, 점점 영상처리의 여러 문제에 확대될 것으로 예상된다.

참고로 신호처리 분야 IEEE 저널들 중에서 사용자들에 의해서 가장 많이 다운로드가 된 논문과 그 순위는 〈표 1〉과 같다 (“Top Downloads in IEEE Xplore” IEEE Signal Processing Magazine 2014에 발표됨). 이 순위의 집계 방법은 2011년도를 기준으로 지금까지 각 논문이 IEEE 전체논문 중 다운로드 횟수 기준 상위 100 리스트 안에 든 횟수와 2013년도 동안의 상위 100위 리스트중 순위를 합친 결과를 도출한 것이다. 여기에서 주목할 만 한 점은, 압축센싱 관련 논문이 순위 내에 있는 10편의 논문들 가운데, 3편이나 차지하고 있다는 것이다. 순위에 나온 다른 논문들이 대부분 2013년도에 발표된 것을 감안하면 2006년도부터 나온 압축센싱 관련 논문이 3편이나 순위 내에 존재한다는 것은 여전히 신호처리 분야에서의 뜨거운 이슈가 되고 있어 앞으로 나올 많은 연구들에 영향을 주는 매우 중요한 주제가 된다는 것을 증명한다고 볼 수 있다. 우리나라에서도 이 분야의 좋은 연구논문들이 많이 나오기를 기대한다.

### 참 고 문 헌

- [1] D. L. Donoho, “Compressed sensing,” IEEE Trans. Inf. Theory, vol. 52, no. 4, pp. 1289-1306, Apr. 2006.
- [2] E. J. Candes and M. B. Wakin, “An introduction to compressive sampling,” IEEE Signal Processing Mag., vol. 21, no. 3, pp. 21-30, Mar. 2008.
- [3] L. N. Smith, “How to find real-world applications for compressive sensing,” in Proc. of SPIE Defense, Security and Sensing. Int. Society for Optics and Photonics, pp.87170Q-81170Q-10, May. 2013.
- [4] M. F. Duarte, M. A. Davenport, D. Takhar, J. N. Laska, T. Sun, K. F. Kelly, and R. G. Baraniuk, “Single-Pixel Imaging via Compressive Sampling,” IEEE Signal Processing Magazine, Vol. 25, No. 2, pp. 83-91, Mar. 2008.

- [5] J. Zhang D. Zhao, F. Jiang, Wen Gao, "Structural Group Sparse Representation for Image Compressive Sensing Recovery," In Proc. of Data Compress. Conf., pp. 331–340, Mar. 2013.
- [6] K. Li, L. Gan, and C. Ling, "Convolutional Compressed Sensing Using Deterministic Sequences," IEEE Trans. Signal Process., vol. 61(3), pp. 740–752, 2013.
- [7] W. Chen, M. R. D Rodrigues, "Dictionary Learning With Optimized Projection Design for Compressive Sensing Application," IEEE Sig. Proc. Letters, vol. 20, no. 10, pp. 992–995, Oct. 2013.
- [8] Marco F. Duarte, Richard G. Baraniuk "Kronecker Compressive Sensing," IEEE Transactions on Image Processing 21(2), pp. 494–504, 2012.
- [9] H. Rauhut and R. Gribonval "Circulant and Toeplitz matrices in compressed sensing", Proc. SPARS'09: Signal Processing with Adaptive Sparse Structured Representations, 2009
- [10] G.Huang .et.al "Lensless Imaging by Compressive Sensing", IEEE International Conf. on Image Processing, ICIP, 2013 .
- [11] G. Orchard, J. Zhang, Y. Suo, M. Dao, D. T. Nguyen, S. Chin, C. Posch, T. D. Tran, and R. Etenne–Cummings, "Real Time Compressive Sensing Video Reconsruction in Hardware," IEEE Journal on Emerging and Selected Topics in Circuits and Systems, Vol. 2, No. 3, pp. 604–615, Sep. 2012.
- [12] G. R. Arce, D. J. Brady, L. Carin, H. Arguello, and D. S. Kittle, "Compressive Coded Aperture Spectral Imaging: An introduction," IEEE Signal Processing Magazine, Vol. 31, No. 1, pp. 105–115, Jan. 2014.
- [13] C. Eldar and G. Kutyniok, Compressed sensing: Theory and applications, Cambridge University Press, Jun. 2012.
- [14] M. Fornasier and H. Rauhut, "Compressive Sensing," in Handbook of Mathematical Methods in Imaging, Springer, Heigelberg, Germany, 2011.
- [15] M. A. T. Figueiredo, R. D. Nowak, and S. J. Wright, "Gradient projection for sparse reconstruction: Application to compressed sensing and other inverse problems," IEEE Journal on Selected Areas in Comm., vol. 1, no. 4, pp. 586–597, Dec. 2007.
- [16] T. Goldstein and S. Osher, "The split Bregman method for L1 regularized problems," SIAM J. on Imaging Sci., Vol.2, No.2, pp. 323–343, 2009.
- [17] S. Shishkin, H. Wang, and G. Hagen, "Total Variation Minimization with Separable Sensing Operator,"in Proc.Conf. on Image and Signal Process.(ICISP), pp. 86–93, 2010.
- [18] T. N. Canh, K. Q. Dinh and B. Jeon, "Total variation for Kronecker compressive sensing with new regularization," in Proc. Pic. Coding Symp. (PCS), pp. 261–264, 2013.
- [19] L. Gan, "Block compressed sensing of natural images," in Proc. of International Conference on Digital Signal Processing, pp. 403–406, Jul. 2007.
- [20] S. Mun and J. E. Fowler, "Block compressed sensing of images using directional transforms," in Proc. IEEE Int. Conf. on Image processing (ICIP), pp. 3021–3024, Nov. 2009.
- [21] V. A. Nguyen, Y. Park, H. J. Shim, and B. Jeon, "Feature Adaptive BCS–SPL for Image", Proc. of IWAIT2013, Nagoya, Japan, Jan, 2013.
- [22] K. Q. Dinh, H. J. Shim, B. Jeon, "Measurement Coding For Compressive Imaging Using A Structural Measurement Matrix", Proc. Of the 20th IEEE Int. Conf. on Image Processing (ICIP), Melbourne, Australia, Sep. 15–18, 2013.
- [23] L. Wang, X. Wu, and G. Shi, "Binned Progressive Quantization for Compressive Sensing," IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 21, No. 6,



pp. 2980–2990, June 2012.

- [24] C. Chen, E. W. Tramel, and J. E. Fowler, “Compressed–Sensing Recovery of Images and Video Using Multihypothesis Predictions,” in Proceedings of the 45th Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers, pp. 1193–1198, Nov. 2011.



전 병우

- 1985년 서울대학교 전자공학과 졸업 (학사)
- 1987년 서울대학교 전자공학과 졸업 (석사)
- 1992년 Purdue Univ, School of Elec. 졸업 (공학박사)
- 1993년~1997년 삼성전자 신호처리연구소 선임/수석연구원
- 1997년~현재 성균관대학교 전자전기공학부 교수

〈관심분야〉

멀티미디어 영상압축, 영상인식, 신호처리