

# 무선통신에서의 압축센싱 응용

## I. 서론

데이터 처리는 디지털 무선통신 시스템에서 중요한 부분으로서, 원래의 신호 전체에 대한 샘플링이 먼저 이루어진 후 데이터 압축이 수행되던 기존의 접근 방식과 달리 최근 대부분의 연구에서는 적은 수의 샘플로 신호의 속성을 수집하는 기법에 집중하고 있다. 나이퀴스트 샘플링 이론에서 신호를 완벽하게 복구하기 위해서는 샘플링율이 원신호의 최대 주파수보다 2배 이상 되어야 한다고 알려져 있다. 하지만 나이퀴스트 샘플링 이론을 기반으로 샘플링 할 경우, 광대역 신호와 같이 넓은 대역폭을 사용할 때 샘플링 율이 매우 높아야 한다는 문제점을 가지고 있다. 이를 극복하기 위해 Donoho와 Candes가 신호의 성긴 (Sparse) 성질을 이용하는 압축센싱 (Compressed Sensing 또는 Compressive Sensing) 이론을 제안하였다. 압축센싱은 데이터 획득 기법에 대한 새로운 접근 방식으로 신호가 Sparse한 성질을 가지고 측정 행렬이 Incoherent한 조건을 만족시키면, 나이퀴스트 율보다 적은 수의 샘플로부터 원래의 신호를 복원할 수 있다는 이론이다<sup>[1]</sup>. 현재까지 많은 연구들은 측정 행렬, 복원 알고리즘, 복구의 신뢰성 등 여러 측면에서 압축센싱 기술을 제안하고 향상시켜왔으며, 실제로 압축센싱은 화상 처리, 무선통신 등 여러 응용 분야에서 상당한 성능 향상을 가져왔다.

단순히  $s$ 개의 계수로 표현될 수 있는 임의의 이산 신호  $\mathbf{x}_0 \in \mathbb{R}^n$ 을 고려해 보자. 압축센싱은 센싱 변환을 통해 측정벡터  $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^m$ 를 계산함으로써 수행되고, 다음과 같은 수식으로 표현할 수 있다.

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x}_0 \tag{1}$$

여기서  $\mathbf{A}$ 는  $m \times n$  측정 행렬이다. 식 (1)과 같이 압축센싱 기법이



김 태 연  
승실대학교  
정보통신전자공학부



응 율 투 랑 녹  
승실대학교  
정보통신전자공학부



신 요 안  
승실대학교  
정보통신전자공학부

모델링되었을 때 두 가지 질문이 있을 수 있다.

- 가장 적합한 측정 행렬은 무엇이며, 그러한 측정 행렬이 만족시켜야 하는 성질은 무엇인가?
- 효율적인 복구 알고리즘은 무엇이 있는가?

두 질문에 대한 답을 찾기 위해 측정 행렬과 복구 알고리즘 관점에서 수많은 연구가 진행되었다. 압축센싱에서 이용될 수 있는 적합한 측정 행렬은 랜덤(Random) 행렬<sup>[1-2]</sup>과 결정적(Deterministic) 행렬<sup>[3-6]</sup>로 나뉘질 수 있다. 한편 압축센싱에서 복구 알고리즘에 대한 두 가지 접근 방식이 있다. 첫번째 접근 방식은 Convex 문제를 풀거나 Relaxation하는 것이다<sup>[7-10]</sup>.

두번째 방식은 반복적 기법을 이용하여 원래의 신호를 수학적으로 계산해내는 Greedy 알고리즘을 이용하는 것이다<sup>[11-16]</sup>.

본 논문에서는 압축센싱 배경 이론에 대한 소개를 하고, AIC (Analog-to-Information Converter), 채널 추정, 인지무선 네트워크, 무선측위 등 무선통신 시스템에서의 압축센싱 응용에 대해 중점적으로 다룬다.

이를 위해 II장에서는 Sparse한 신호 표현, 복원 알고리즘, 복구의 신뢰성 등 압축센싱 이론의 핵심에 대해 소개한다. III장에서는 무선통신에서의 압축센싱 응용에 대한 내용을 다루며, 마지막 IV장에서는 논문의 결론을 짓는다.

## II. 압축센싱의 기본 이론

### 1. Sparse한 신호 표현

본 논문에서는 복원하기 위한 임의의 신호를  $\mathbf{x}_0$ ,  $\mathbf{A}$ 는  $m \times n$  측정 행렬, 그리고  $\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x}_0$ 는  $m \times 1$  측정 벡터라고 가정한다. 임의의 벡터  $\mathbf{x} = (x_i)_{i=1}^n \in \mathbb{R}^n$ 의  $\ell_p$ -norm은 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$\|\mathbf{x}\|_p = \left(\sum_{i=1}^n |x_i|^p\right)^{1/p}, \quad p > 0 \quad (2)$$

여기서  $p=0$ 일 때,  $\ell_p$ -norm은 0이 아닌 원소의 개수로  $\|\mathbf{x}\|_0 = \#\{i : x_i \neq 0, i = 1, \dots, n\}$ 와 같이 표현된다. 그리고 만약 임의의 신호 벡터  $\mathbf{x}$ 가  $\|\mathbf{x}\|_0 \leq s$ 와 같이 표현되면  $\mathbf{x}$ 를  $s$ -sparse 신호라고 부른다.

$\Sigma_s = \bigcup_{|S| \leq s} \Sigma_S$ 를 모든  $s$ -sparse 벡터의 집합이라고 하자. 다시 말해, 집합의 모든 벡터들이  $s$ 개 이하의 0이 아닌 원소를 가지는 집합을 의미한다. 여기서  $\Sigma_S$ 는 각 인덱스  $S \subseteq [1:n]$ 에 대하여  $\Sigma_S = \{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n : x_i = 0, i \notin S\}$ 로 표현될 수 있다.

압축센싱은 측정하고자 하는 신호가 성긴 신호이며 측정 행렬이 Incoherent할 경우, 나이퀴스트율보다 적은 수의 샘플로도 원래의 신호를 복원할 수 있다는 이론이다

### 2. 주요 알고리즘들의 접근 방식

임의의  $s$ -sparse 신호를  $\mathbf{x}_0 \in \Sigma_s$ ,  $m \times n$  측정 행렬을  $\mathbf{A}$ , 그리고  $\mathbf{x}_0$ 로부터 선형 변환을 통해 추출된 측정 벡터를  $\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x}_0 \in \mathbb{R}^m$ 라고 하면,  $\ell_0$ -minimization은 다음과 같이 표현 될 수 있다.

$$\min_{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n} \|\mathbf{x}\|_0 \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{y} \quad (3)$$

$\ell_0$ -minimization을 이용한 복원은 완벽하게 원래의 신호를 복구할 수 있지만 모든 경우의  $s$ -sparse 벡터를 점검해야 하는 NP-hard 문제가 되기 때문에 실용적이지 않다. 한편,  $\ell_1$ -minimization은 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\min_{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n} \|\mathbf{x}\|_1 \quad \text{s.t.} \quad \mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{y} \quad (4)$$

또는

$$\min_{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n} \|\mathbf{x}\|_1 \quad \text{s.t.} \quad \|\mathbf{A}\mathbf{x} - \mathbf{y}\|_2 \leq \epsilon \quad (5)$$

식 (4), (5)는 둘 다 Convex 문제들이기 때문에, 원래의 Sparse한 신호  $\mathbf{x}_0 \in \mathbb{R}^n$ 를 복원할 수 있는 가능성이 존재한다. 그리고  $0 < q < 1$ 에서의  $\ell_q$ -minimization은 다음과 표현된다.



$$\min_{\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n} \|\mathbf{x}\|_q \text{ s.t. } \mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{y} \quad (6)$$

식 (6)은 Non-convex 문제이지만,  $\ell_q$ -minimization을 위해 이용될 수 있는 많은 측정 행렬들이 존재하고 높은 차원의 신호를 다룰 때 여러 장점이 있다.

$\mathbf{x}$ 를 완벽하게 복원하기 위해 측정 행렬  $\mathbf{A}$ 가 가져야 할 성질을 RIP (Restricted Isometry Property)라고 부른다<sup>[1]</sup>. 임의의 행렬  $\mathbf{A}_{M \times N}$ 가  $s$ -sparse 벡터에 대하여  $s$ 차 RIP를 가지기 위한 조건은 다음과 같다.

$$(1 - \delta_s) \|\mathbf{x}\|_2^2 \leq \|\mathbf{A}\mathbf{x}\|_2^2 \leq (1 + \delta_s) \|\mathbf{x}\|_2^2 \quad (7)$$

여기서  $\delta_s$ 값의 범위는  $0 < \delta_s < 1$ 이고,  $\delta_s$ 를 RIC (Restricted Isometry Constant)라고 부른다. RIC에 대한 구체적인 내용은 [17]-[19]에 잘 정리되어 있다.

만약 측정 행렬  $\mathbf{A}$ 가  $\delta_{2s} < \sqrt{2} - 1$ 를 만족하면, 식 (4)의  $\ell_1$ -minimization을 계산하여  $\mathbf{x}_0$ 를 복원할 수 있다. RIP가 중요한 이유는, 측정 행렬이 RIP를 만족하면  $\ell_1$ -minimization을 통해 원래의 Sparse한 신호를 정확하고 유일하게 복원할 수 있는 필요충분 조건이기 때문이다.

$\ell_q$ -minimization과 관련해 잘 알려진 성질은 NSP (Null Space Property)라고 부르며, 식 (6)  $\ell_q$ -minimization을 계산하여 모든 Sparse한 벡터를 정확하게 복원하기 위한 필요충분 조건이다<sup>[18]</sup>. 다음과 같은 조건을 만족시키면 측정 행렬  $\mathbf{A}$ 가 NSP를 만족한다.

$$\forall \mathbf{v} \in \ker \mathbf{A} \setminus \mathbf{0}, \forall |S| \leq s, \|\mathbf{v}_S\|_q < \|\mathbf{v}_{S^c}\|_q \quad (8)$$

$\alpha_1, \dots, \alpha_n$ 를 포함하고 있는 임의의 행렬  $\mathbf{A}$ 에 대해  $\mathbf{A}$ 의 Coherence  $\mu(\mathbf{A})$ 는 다음과 같이 주어진다.

$$\mu(\mathbf{A}) = \max_{i \neq j} | \langle \mathbf{a}_i, \mathbf{a}_j \rangle |, \quad i, j = 1, \dots, n \quad (9)$$

주어진 행렬의 Coherence 값이 작으면 RIP를 가진다는 것을 의미하기 때문에 Coherence 성질은 측정 행렬 구성하는데 있어 중요한 역할을 한다<sup>[10]</sup>.

### 3. 압축센싱의 기본 구성

앞서 언급한 압축센싱에 대한 기본적인 두 가지 질문에 답하기 위해 본 절에서는 다음과 같이 압축센싱의 기본적인 구성을 정리한다. 첫 번째에서는 어떤 행렬들이 원래의 신호를 복원할 수 있고, 그 행렬들이 어떤 성질을 가져야 하는지 알아본다. 두 번째 부분에서는 높은 확률로 원래의 신호를 복원할 수 있는 기존의 알고리즘에 대해 논의한다.

#### 3.1. 측정 행렬의 구성

[2]에서는  $s$ -term Approximation과 관련된 Sparsity  $s$ 의 상한을 보여주는데, 수식으로 나타내면 다음과 같다.

$$s \leq C \cdot m \log(n/m) \quad (10)$$

여기서  $C > 0$ 이다. 위 식 (10)에서의 상한과 RIP를 만족시키기 위해서 여러 측정 행렬이 제안되었다. 임의의 행렬이 RIP 조건을 만족시킬 때, 그러한 행렬의 원소들은 특정 확률 분포에 의해 랜덤하게 정해지기 때문에 첫 번째로 랜덤 측정행렬이 높은 확률로 Sparse한 신호를 완벽하게 복원할 수 있다. 두번째로 만약  $m \times n$  측정 행렬  $\mathbf{A}$ 의 원소들이

$$P(\mathbf{A}_{ij} = \pm \frac{1}{\sqrt{m}}) = \frac{1}{2}, \quad i = 1, \dots, m, \quad j = 1, \dots, n$$

같은 Bernoulli 확률 분포에 의해 독립적으로 정해질 때 측정 행렬  $\mathbf{A}$ 는 RIP의 조건을 만족시키고,  $\gamma > 0$ 일 때  $1 - O(e^{-\gamma})$ 의 확률로 원래의 신호를 완벽하게 복원할 수 있다. 또한 특정 측정 행렬은 Sparsity  $s$ 의 상한이 식 (10)과 다를 수 있다. 예를 들어, Fourier 행렬의 경우 Sparsity  $s$ 의 상한은  $s \leq C \cdot m / \log(n)^4$ 이 되고, Incoherent 행렬의 경우  $s \leq C \cdot \frac{1}{\mu(\mathbf{A})} \cdot \frac{m}{(\log n)^4}$ 이 되어 식 (10)에서 언급한 상한과 다름에도 불구하고 이러한 행렬들은 RIP 조건을 잘 만족시킬 수 있다. 따

**측정 행렬이 RIP를 만족하면  $\ell_1$  최소화를 통해 성긴신호를 정확하게 유일하게 복원할 수 있으며, 이러한 측정 행렬에 대한 연구가 활발하게 진행되고 있다**



라서 Fourier, Incoherent 행렬 등과 같은 측정 행렬은 높은 확률로 원래의 신호를 정확하게 복원할 수 있고 약간의 랜덤한 성질을 갖는다.

이러한 여러 성질에도 불구하고 랜덤 행렬을 측정 행렬로서 이용할 때 많은 단점을 가지고 있다. 먼저, 랜덤 측정 행렬은 저장 공간에 대한 비용이 크게 발생한다. 두 번째로 지금까지 랜덤 측정 행렬에 대한 RIP 조건을 테스트하기 위해 이용할 수

있는 효율적인 알고리즘이 존재하지 않는다. 따라서 랜덤 측정 행렬에 대한 문제점을 해결하기 위해 통계적으로 RIP 조건을 만족시키는 결정적 (Deterministic) 행렬이 측정 행렬로 제안되고 있다. 대부분의 결정적 측정 행렬들은 Coherence 성질을 기반으로 구성되어 있고 빠른 복구 알고리즘이 효율적으로 사용될 수 있는 독특한 구조를 가지고 있다. 예를 들어, Chirp Sequence<sup>[20]</sup>, 2차 Reed-Muller Code에 의해 형성된 실수 측정 행렬<sup>[21]</sup>, 통계적 RIP를 만족시키는 측정 행렬<sup>[22]</sup>, Hash 함수와 Extractor Graph를 이용한 이진 측정 행렬<sup>[23]</sup> 등이 제안되었다. 이러한 행렬에 대한 구체적인 내용은 [24]에 잘 정리되어 있다. RIP 조건을 만족시키지 않지만, 위에 언급한 결정적 측정 행렬들은 여러 장점들을 가지고 있어 최근 많은 관심을 받고 있다.

### 3.2. 복구 알고리즘

식 (4)에서 목적 함수가 Convex 함수이기 때문에 Local Minimizer들이 Global Minimizer가 되고  $l_1$ -minimization 문제를 직접 풀 수 있다. 그러나  $l_1$ -minimization 문제의 경우 많은 시간을 소비해야 된다는 문제점을 가지고 있기 때문에 다른 수학적 복구 알고리즘이 연구되고 있다. 기본적으로  $l_1$ -minimization 문제는 Slack Variable  $t_1, \dots, t_n$ 을 이용해 다음과 같이 선형 최적화 문제로 재 공식화할 수 있다.

$$\min \sum_{i=1}^n t_i \text{ s.t. } \mathbf{x} - \mathbf{t} \leq 0, -\mathbf{z} - \mathbf{t} \leq 0, \mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{y} \quad (11)$$

임의의 측정 행렬이 RIP 조건을 만족시키고 RIC가

충분히 작으면, 여러 Greedy 알고리즘은 Sparse한 신호를 정확하게 복원할 수 있다. 이러한 Greedy 알고리즘에는 MP (Matching Pursuit), OMP (Orthogonal Matching Pursuit), ROMP (Regularized OMP), StOMP (Stagewise OMP), SP (Subspace Pursuit), CoSaMP (Compressive Sampling MP) 등이 있다. 그 중 OMP 알고리즘은 간단하고 뛰어난 성능으로 인해 가장 폭넓게 이용되고 있다. OMP 알고리즘에서 측정 행렬에 대해  $m \geq Cs \log(n/\delta_s)$ 이고  $\delta_s \in (0, 0.36)$ 이라면,  $1 - 2\delta_s$  이상의 확률을 가지고 식 (4)로부터  $x_0$ 를

복원할 수 있다<sup>[25]</sup>. [26]에서는 OMP 알고리즘을 이용하여 유일한 해를 얻기 위해 만족시켜야 하는 조건  $\delta_{s+1} < \frac{1}{3\sqrt{s}}$ 을 제안하였으며, 더불어 복구 성능을

향상시키기 위한 조건으로  $\delta_{s+1} < \frac{1}{\sqrt{s+1}}$ 을 제시하였다.

식 (6)의  $l_q$ -minimization 문제는 측정 행렬  $A$ 가  $l_q$ 와 관련된 NSP 조건을 만족시키면 유일한 해를 얻을 수 있다.  $l_q$ -minimization 문제의 장점은, 구현이 쉽고 유일한 해를 구할 수 있으며 복구 알고리즘에서 이용될 수 있는 다양한 형태의 측정 행렬이 존재한다는 것이다. 그러나 직접적으로  $l_q$ -norm을 다루기는 쉽지 않다는 문제점을 가지고 있다. 게다가 식 (6)은 근사화를 필요로 한다. 압축센싱에서의  $l_q$ -minimization 문제에 대하여 수학적 접근 방법은 [27]에서 찾아볼 수 있다. 그러한 알고리즘은 재가중치 (Reweighted)  $l_1$  알고리즘, 재가중치  $l_2$  알고리즘, 재가중치  $l_1/l_2$  알고리즘 등 총 세 가지로 분류할 수 있다.

## 4. 강인성과 안정성

### 4.1. 정의

압축센싱에서 신호 복원에 대한 안정성 (Stability)은 복구 오류가 복원을 통해 얻어진 신호와 원래 Sparse한 신호의 거리 차에 의해 결정되는 것을 의미한다. 좀



더 자세히 살펴보면, 주어진 임의의 벡터  $\mathbf{x} \in R^n$ 에 대해  $0 < q \leq 1$ 일 때,  $s$ -sparse 벡터  $\mathbf{x}_0$ 에 의한 최적의 근사  $\ell_q$ -error는  $\sigma_s(\mathbf{x})_q = \inf\{\|\mathbf{x}_0 - \mathbf{x}\|_q, \|\mathbf{x}_0\|_0 \leq s\}$ 로 나타낼 수 있다. Reconstruction Map  $\Delta$ 는  $\epsilon > 0$ 이고,  $\delta > 0$ 이 존재할 경우, 양의 상수  $C$ 에 대해  $\|\Delta(\mathbf{A}\mathbf{x}) - \mathbf{x}\|_q \leq C \cdot \sigma_s(\mathbf{x})_q$ 를 만족시키면 안정적이다.

한편 모든  $\mathbf{x} \in R^n$ 에 대하여  $\|\mathbf{y} - \mathbf{A}\mathbf{x}\|_2 \leq \epsilon$ 을 가진다고 가정하자. 그리고  $\mathbf{x} \in \Sigma_s(\mathbf{x})$ 일 때, 모든 양의 상수  $D$ 에 대하여  $\|\mathbf{y} - \mathbf{A}\mathbf{x}\|_2 \Rightarrow \|\Delta(\mathbf{y}) - \mathbf{x}_0\|_q \leq D\epsilon$ 을 만족시키면 강인하다 (Robust)고 정의한다.

#### 4.2. 주요 정리

식 (4)의  $\ell_1$ -minimization에 대한 안정성과 강인성은 다음의 정리들에 의해 규정될 수 있다<sup>[28-29]</sup>.

**정리 1.**  $\delta_{3s} + 3\delta_{4s} < 2$ 를 만족시키는  $\mathbf{x}_0 \in \Sigma_s(\mathbf{x})$ 와 측정 행렬  $\mathbf{A}$ 를 가정하자. 그러면 잡음의 상한이  $\|\mathbf{e}\|_2 \leq \epsilon$ 로 주어졌을 때, 식 (5)의 해  $\mathbf{x}^*$ 는  $\|\mathbf{x}^* - \mathbf{x}_0\|_2 \leq C \cdot \epsilon$ 를 따른다. 여기서  $\mathbf{e} = \mathbf{A}\mathbf{x}_0 - \mathbf{y}$ ,  $C$ 는 Sparsity  $s$ 에 의존하는 양의 상수이다.

**정리 2.** 정리 1의 가설 하에 측정 행렬  $\mathbf{A}$ 가  $2s$ -RIP 조건을 만족 시키면, 식 (5)의 해  $\mathbf{x}^*$ 는 다음 조건  $\|\mathbf{x}^* - \mathbf{x}_0\|_2 \leq C_{1s} \cdot \epsilon + C_{2s} \cdot \sigma_s(\mathbf{x}_0)_2$ 를 따른다. 여기서  $2s$ -RIP 조건은  $\delta_{2s} < \sqrt{2} - 1$ 을 의미하고,  $C_{1s}, C_{2s}$ 는 Sparsity  $s$ 에 의존하는 양의 상수이다.

유사하게 식 (6)의  $\ell_q$ -minimization에 대한 안정성 및 강인성은 다음 정리들에 의해 요약할 수 있다.

**정리 3.** 주어진  $q$ 가  $0 < q \leq 1$ 일 때,  $\ell_q$ 와 관련한  $s$ 차의  $NSP_q$ 가 고정되어 있다고 가정하면  $\ell_q$ -minimization에 대해  $\ell_q$ 와 관련한  $s$ 차 Instance Optimality는 고정된다. 다시 말해,  $\forall \mathbf{x} \in R^n, \|\mathbf{x}^* - \mathbf{x}_0\|_q \leq C \sigma_s(\mathbf{x}_0)_q$  조건을 따른다. 여기서  $\mathbf{x}^* \in \operatorname{argmin}\{\|\mathbf{x}\|_q : \mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{A}\mathbf{x}_0\}$ , 이고, 상수  $C$ 는  $s, q$  및  $\ker(\mathbf{A})$ 에 의존한다.

**정리 4.**  $q$ 가  $0 < q \leq 1$ 로 주어졌을 때, 임의의 벡터,  $\mathbf{v} \in R^n$  그리고  $R^m$ 에서 주어진  $q$  범위 내  $\ell_q$ -norm  $\|\cdot\|_q$ 에 대하여  $|S| \leq s, \|\mathbf{v}_S\|_q^q \leq c\|\mathbf{v}_S\|_q^q + d\|\mathbf{A}\mathbf{v}\|_q^q$ 를 가정하고 이러한 조건  $0 < c < 1, d > 0$ 을 만족시키는 양의 상수  $c, d$ 를 가정하자. 그러면 모든  $s$ -sparse한 벡터  $\mathbf{x} \in R^n$ 와  $\|\mathbf{A}\mathbf{x} - \mathbf{y}\| \leq \epsilon$ 을 만족하는 벡터  $\mathbf{y} \in R^m$  그리고  $\mathbf{x}^* \in \operatorname{argmin}\{\|\mathbf{x}\|_q : \mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{A}\mathbf{x}_0\}$ 로 정의한  $\mathbf{x}^*$ 에 대하여  $\|\mathbf{x}^* - \mathbf{x}_0\|_q \leq D \cdot \epsilon$ 를 만족시키고  $c, d$  및  $q$ 에 의존하는 양의 상수  $D$ 가 존재한다.

압축센싱을 이용하여  $\ell_q$  Quasinorm을 통해 복원하는 경우의 안정성 및 강인성에 대한 다른 내용들은 [30]에 잘 정리되어 있다.

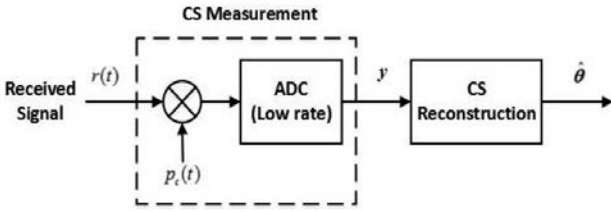
초고속 ADC를 특정 분야에서는 신호가 성기다는 성질을 이용한 압축센싱 기반 AIC로 대체하는 것이 가능하다

### III. 압축센싱 기반의 무선통신 응용

지난 2011년 1월 전자공학회지 특집호를 통해 다뤘던 압축센싱의 무선통신 분야 응용에 이어, 본 고에서는 그 이후 연구된 무선통신 및 무선측위 분야에서의 압축센싱 응용에 대해 살펴보고자 한다.

압축센싱은 다양한 형태의 무선통신 시스템에서 적용되어 왔으며, 그러한 응용 분야는 두 가지 분야로 나눌 수 있다.

- 압축센싱의 직접 응용: 이 응용 분야에서는 풀고자 하는 문제가 압축센싱 문제로 수식화 되고, 원래의 신호를 복원하기 위해 복귀 알고리즘을 적용한다. 하지만 여기서는 현재 가지고 있는 정보와 관찰한 데이터 간의 선형 결합을 찾는 방법뿐만 아니라 적절한 Sparsity를 찾는 것 또한 관심사이다. 데이터 융합 (Data Fusion), 무선랜 또는 무선 센서 네트워크에서의 무선 측위, 인지 라디오 (Cognitive Radio) 네트워크 등이 이 카테고리의 사례로 들 수 있다.
- 압축센싱의 간접 응용: 이 카테고리에서는 압축센싱을 채널 추정 등과 같이 신호 획득에 있어서의 정확성을 향상시키기 위해 적용한다.



〈그림 1〉 랜덤 복호기를 이용한 압축센싱 기반의 AIC

### 1. AIC

ADC (Analog-to-Digital-Converter)는 아날로그 신호를 디지털 신호를 변환하는 장치로서 디지털 신호처리 및 디지털 무선통신 시스템에서 필수적이다. ADC는 나이퀴스트 샘플링 이론에 기초하여 신호의 최고 주파수의 2배 이상으로 샘플링 해야 한다는 내재적인 문제점을 지니고 있기 때문에, 최근 급격히 늘어나는 데이터 량에 따라 더 빠른 고속의 ADC가 필요하게 되었다. 한편 특정 응용 분야에서의 신호들은 다른 영역으로 변환하였을 때, 정보를 담고 있는 신호 성분이 극히 일부에 불과하고 나머지는 거의 0에 가까운 값을 갖는다<sup>[31]</sup>. 이러한 성질을 이용하여 ADC의 문제점을 압축센싱 기반의 AIC (Analog-to-Information Converter)로 해결할 수 있다.

예를 들어, 무선통신 시스템에서는 압축센싱 기반의 AIC를 이용하면 고속의 ADC를 Random Projection과 저속의 ADC로 대체할 수 있다<sup>[32]</sup>. 〈그림 1〉은 랜덤 복호기를 이용한 압축센싱 기반의 AIC를 도식화 한 것이다. 수신된 신호  $r(t)$ 는 랜덤 시퀀스  $p_r(t)$ 와 곱해져 저속의 ADC를 거치게 된다. 여기서 PN (Pseudo Random) 시퀀스와 ADC는 하나의 압축센싱 Measurement를 구성한다. 압축센싱 Measurement에서 나온 이산 신호  $y$ 는 압축센싱 복원을 통해 기존의 방식에서 ADC를 처리 과정을 거쳐 얻으려고 했던  $\hat{\theta}$ 를 구할 수 있다.

### 2. 무선 채널 추정

채널 추정은 현재 무선통신 시스템에서 채널 상태 정

보 (Channel State Information)를 이미 알고 있다고 가정한 시나리오들이 대다수이기 때문에 중요한 기술로 다뤄진다. 보통 많이 사용되는 훈련 신호 기반 채널 추정 기법은 파일럿 신호를 이용하여 LS (Least Square)와 MMSE (Minimum Mean Square Error) 방식 등의 선형 복원 (Linear Reconstruction)에 기반한 기법들이 주를 이루고 있다<sup>[33]</sup>. 이러한 선형 복원은 다중 경로 채널에서 채널 임펄스 응답의 탭의 개수가 많을 경우 최적의 성능을 내지만, 최근 많은 논문에서 MIMO (Multiple Input Multiple Output), UWB (Ultra Wide Band) 채널 등과 같이 매우 넓은 대역폭을 사용하는 경우 채널 임펄스 응답이 Sparse한 특성을 가진다는 사실이 밝혀졌다<sup>[34-36]</sup>. 이러한 사실을 근거로 높은 차원의 신호 공간을 이용하는 무선통신 시스템의 경

**MIMO나 UWB와 같은 넓은 대역폭을 사용하는 시스템의 경우 채널 임펄스 응답이 성긴 특성을 가진다는 특성을 이용하여 채널 추정이 가능하다**

우 채널 임펄스 응답이 Sparse한 특성을 가지게 되고, 비선형 복원 (Nonlinear Reconstruction) 알고리즘을 이용한 압축센싱 기반의 채널 추정 기법이 LS와 같은 선형 복원 알고리즘을 이용한 채널

추정 기법보다 여러 가지 성능 측면에서 우수하다는 것이 입증되었다<sup>[37]</sup>.

압축센싱을 이용한 비선형 복원 기반의 채널 추정 기법은 다음과 같이 간단한 형태로 모델링 될 수 있다. 전송된 신호 벡터를  $\alpha \in R^m$ , 채널의 임펄스 응답의 벡터를  $x \in R^n$ 라고 하자. 여기서,  $x$ 는 Sparse한 채널을 가정하고 있기 때문에  $\|x\|_0 \ll n$ 이라는 조건을 만족시키면 수신된 신호  $y \in R^{m+n}$ 은 다음과 같은 수식으로 나타낼 수 있다<sup>[38]</sup>.

$$y = Xa + n \tag{14}$$

여기서  $n \in R^{m+n}$ 은 잡음 벡터를 나타내고, 벡터  $\alpha$ 와  $(m-n+1) \times m$  크기의 Toeplitz 행렬  $X$ 의 행렬 곱을 이용하여 전송된 신호 벡터  $\alpha$ 와 채널의 임펄스 응답 벡터  $x$ 의 컨볼루션을 나타내었다. 여기서 더 나아가 (3)과 같이 수식을 모델링하기 위해서 (14)는  $(m-n+1) \times n$  Toeplitz 행렬  $A$ 와 채널 임펄스 응답 벡터  $x$ 의 행렬 곱



으로 다시 쓸 수 있다.

$$y = Ax + n \quad (15)$$

여기서 식 (15)는 식 (3)에 잡음 벡터가 더해진 형태로 나타낼 수 있다. 랜덤한 Toeplitz 행렬은 특정 조건 하에 RIP를 만족시킬 수 있다는 것이 입증되었기 때문에<sup>[39]</sup>, 앞서 언급한 복원 알고리즘을 이용한 채널 추정이 가능하다.

최근 무선통신 시스템에 가장 많이 사용되고 있는 OFDM (Orthogonal Frequency Division Multiplexing) 시스템에서 채널이 Sparse한 경우, 기존의 LS 기반의 선형 복원 대신 압축센싱 기반의 채널 추정에 대한 논문들이 제안되었다. Hui 등은 OFDM 시스템에서 채널이 Sparse할 경우, 압축센싱 기반의 복구 알고리즘 중 OMP 기법을 적용하여 성능을 분석하였다<sup>[40]</sup>. 또한 OMP 알고리즘의 경우 정확도를 높이기 위해 적절한 임계값이 필요하기 때문에, [40]에서 가정된 시스템 모델에서 이론적으로 최적의 임계값을 유도하였다. Taubock 등은 OFDM과 같은 다중 반송파 시스템에서 이중 선택적 (Doubly-Selective) 채널을 추정할 때, 채널의 Sparse한 성질로 인해 발생할 수 있는 ICI (Inter-Carrier Interference)와 ISI (Inter-Symbol Interference)를 극복하기 위한 방법을 제안하였다<sup>[41]</sup>. Lakshmi 등은 수중 음향 채널 채널에서 지연 확산과 도플러 편이로 인해 채널이 Sparse한 성질을 가질 때, Basic Pursuit De-noising 복구 알고리즘을 적용하고 LS, MMSE 등 기존의 선형 복원 알고리즘과 성능을 비교, 분석하였다<sup>[42]</sup>.

### 3. 인지 라디오 네트워크

인지 라디오 (Cognitive Radio; CR) 네트워크 내에서 2차 사용자는 1차 사용자의 통신 신뢰성을 보장하는 범위 내에서 해당 대역을 공유하여 사용해야 하기 때문에 무선 스펙트럼 환경에 대한 센싱이 필수적이다.

따라서 스펙트럼 센싱 기법은 특정 대역의 사용 여부를 파악하기 위해 신속하고 정확한 센싱이 요구되지만, 나이퀴스트 샘플링 이론에 기반 하여 광대역 센싱이 수행되어야 하기 때문에 샘플링 율이 높아진다는 문제점을 가진다. 한편, CR 기술이 도입된 중요한 동기 중 하나는 이미 할당된 주파수 대역에서 지역적, 시간적으로 사용하고 있지 않은 대역들의 부분들이 많다는 것이다. 이러한 측면에서 광대역 스펙트럼 센싱을 할 때 스펙트럼은 Sparse한 특성을 갖게 된다. 최근 이러한 Sparse한 성질을 이용하여 앞서 언급한 샘플링 율을 낮추기 위해 압축센싱 기반의 스펙트럼 센싱이 소개되었다<sup>[43-44]</sup>.

압축센싱 기반의 스펙트럼 센싱에서 성능을 향상시키기 위한 노력 중 하나로 다중 CR 수신기들을 이용하여

**광대역 스펙트럼 영역이 성긴 특성을 갖는다는 특성을 이용하여 압축센싱 기반 스펙트럼 센싱이 가능하며, RSS 및 Radio Map을 이용한 압축센싱 기반 무선 표적 측위도 가능하다**

협력적 다이버시티를 얻을 수 있는 압축센싱 기반의 분산적 스펙트럼 센싱 기법들이 제안되었다<sup>[45-47]</sup>. 압축센싱 기반의 분산적 스펙트럼 센싱 기법들은 비분산적 압축센싱 기반의 시스템보다 성능을 향상시키기 위해 결합

Sparsity와 공간 다이버시티를 활용한다. [45]에서 분산적 압축 센싱을 이용한 광대역 스펙트럼 센싱 기법은 같은 광대역 신호를 각 다중 CR 수신기들의 AIC를 통해 센싱하고, 자기 상관 벡터를 생성하여 스펙트럼의 사용 여부를 판단한다. 게다가 시간에 따라 변화하는 스펙트럼 환경을 고려하여 동적 샘플링 율을 적용한 기법들이 제안되었다<sup>[48-50]</sup>. CR 네트워크 내에서 시간에 따라 변하는 스펙트럼 환경으로 인해 신호의 Sparsity 또한 변하게 되어 최적의 압축센싱 율은 고정된 값이 아니다. 따라서 [48]에서는 동적으로 최적의 압축센싱 율을 찾아내고 비사용 대역을 판단하는 시스템 체계를 소개하고 있다.

### 4. 무선랜에서 다중 표적 무선측위

무선랜 네트워크 내에  $M$ 개 AP (Access Point),  $N$ 개 RP (Reference Point), 그리고  $L$ 개 이용 가능한 AP들로부터 수신 신호 세기 (Received Signal Strength;



RSS)를 측정할 수 있는  $K$ 개 모바일 장치가 있다고 가정하자. 문제는 AP들로부터 읽어 들인 RSS 정보를 이용하여 모바일 장치들이 어떻게 그들 자신의 위치를 추정할 수 있는가에 대한 것이다. 압축센싱 기반의 무선측위 시스템은 두 개의 단계로 구성된다<sup>[52]</sup>.

- 오프라인 단계: 라디오 맵 (Radio Map), 즉 Fingerprint 데이터베이스가 생성되고, Fingerprint RSS 벡터들의 개수를 줄이기 위하여 클러스터들을 생성하는데 Affinity Propagation 알고리즘이 적용된다.
- 온라인 단계: 라디오 맵에 기반 하여 먼저 모바일 장치는 RP들의 클러스터들을 선택함으로써 관심 있는 지역을 더 작은 지역으로 좁히기 위해 거친 추정을 실시한다. 그 뒤 환경이 좋은 추정 단계에서의 문제는 Sparse한 신호의 복원 문제로 무선측위 정밀도를 개선하기 위해 압축센싱을 이용하여 재공식화 된다.

수학적인 측면에서 보면, 전체  $K$ 개의 0이 아닌 원소들 중 가지고 있는 기준선망 위에 표적들의 위치가  $\theta = [\theta_1, \dots, \theta_n]$  하자. 여기서  $\theta$  각각의 0이 아닌 원소들의 인덱스들은 표적의 실제 위치들을 나타낸다. 무선측위 과정은 다음과 같이 표현 될 수 있다.

$$y = \Phi \Psi \theta + N = H \theta + N \quad (12)$$

여기서  $y \in R^L$ 는  $L$ 개 AP들에서 측정된 측정 벡터이고,  $\Phi \in R^{L \times M}$ 는  $L$ 개 AP들을 선택하는 AP Selection Operator,  $\Psi = [\Psi_{ij}]_{1 \leq i \leq M, 1 \leq j \leq N} \in R^{M \times N}$ 는  $j$ 번째 기준선망으로부터 전송되고  $i$ 번째 AP에 의해 수신된 RSS 값을 나타낸다. 각각의 원소  $\Psi_{i,j}$ 는 [51]에서의 원거리 경로 손실 모델을 적용하여 얻어진다. 한편  $N$ 은  $N(0, \sigma^2)$ 의 가우시안 분포를 따르는 잡음 성분이다. 이러한 공식화 후에는 직교 기법<sup>[53]</sup> 혹은 최적화 문제<sup>[11]</sup>에 의해 표적의 위치를 찾아낼 수 있다.

## 5. 무선 센서 네트워크에서 압축센싱 기반의 분산적 데이터 융합

$N$ 개 노드들로 구성된 무선 센서 네트워크를 고려하자. 각 노드의 측정 데이터는  $S_i$ 이다.  $S_i$ 가 Sparse하고 가정하면 Sparse한 기저  $\Psi$ 를 이용해  $S_i = \Psi \Phi_i$ ,  $i=1, \dots, N$ 로 표현될 수 있다. 여기서  $i$ 번째 타겟들의 위치  $\theta_i$ 는  $\|\theta_i\|_0 \leq k_i$ 이다. 센서 노드가  $S_i$ 를 받은 후에 시스템은 측정 행렬  $\Phi$ 를 통해 정보를 얻을 수 있고, 다음과 같이  $X_i = \Phi S_i = \Psi \Phi \theta_i$ 로 나타낼 수 있다. 여기서  $\Phi$ 와  $\Psi$ 사이의 Mutual Coherence는 작다.  $A = \Phi \Psi$ 라 하면, 다음과 같은  $\ell_1$ -minimization Problem을 통해 해를 구함으로써 각 벡터의 Sparse한 계수들을 찾을 수 있다<sup>[25]</sup>.

$$\min \|\theta_i\|_1 \quad \text{s.t.} \quad y_i = \Phi \Psi \theta \quad (13)$$

$\theta_i^*$ 을 식 (11)의 해라고 하면, 복원된 타겟의 데이터  $\hat{S}$ 는  $\hat{S} = \sum_{i=1}^N w_i S_i^*$ 이다. 여기서  $w_i$ 는 최적의 가중치 벡터이고  $S_i = \Psi \theta_i^*$ 이다.

## IV. 결론

본 논문에서는 최근 데이터 처리 분야에서 관심이 집중되고 있는 압축센싱에 대한 배경 이론과 무선통신 시스템에서의 응용에 대해 살펴보았다. 전반부에서는 압축센싱의 측정 행렬을 어떻게 구성할 것인지에 대한 내용과 효율적인 복원을 위한 기존의 복구 알고리즘에 대해 중점적으로 다뤘다. 후반부에서는 무선통신 시스템에서 압축센싱이 응용될 수 있는 분야에 대해서 살펴보았다.

요즘과 같은 빅 데이터 시대에 압축센싱 이론은 데이터를 효율적으로 처리할 수 있는 방법을 제시해주는 새로운 접근 방법이라 할 수 있다. 아직도 압축센싱 이론에서 해결해야 할 문제들이 많이 있지만, 꾸준한 관심이 집중되고 있기 때문에 신호처리, 무선통신 등 여러 분야에 널리 실용적으로 응용될 날이 앞당겨지고 있다.





## 감사의 글

본 연구는 미래창조과학부가 지원한 2014년 정보통신·방송(ICT) 연구개발사업의 연구결과로 수행되었음.

### 참고 문헌

- [1] D. L. Donoho, "Compressed sensing," *IEEE Trans. Info. Theory*, vol. 52, no. 4, pp. 1289–1306, Apr. 2006.
- [2] E. Candes, J. Romberg, and T. Tao, "Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information," *IEEE Trans. Info. Theory*, vol. 52, no. 2, pp. 489–509, Feb. 2006.
- [3] R. Calderbank, S. Howard, and S. Jafarpour, "Construction of a large class of deterministic sensing matrices that satisfy a statistical isometry property," *IEEE Trans. Info. Theory*, vol. 4, no. 2, pp. 358–374, Apr. 2010.
- [4] R. DeVore, "Deterministic constructions of compressed sensing matrices," *Jour. Complexity*, vol. 23, no. 4–6, pp. 918–925, Aug. 2007.
- [5] S. Li, F. Gao, G. Ge, and S. Zhang, "Deterministic construction of compressive sensing matrices via algebraic curves," *IEEE Trans. Info. Theory*, vol. 58, no. 8, pp. 5035–5041, Aug. 2012.
- [6] M. A. Tsfasman and S. G. Vladu, *Algebraic-Geometric Codes*, in *Math. Appl. (Soviet Series)*, vol. 58, Kluwer Academic Publishers, 1991.
- [7] T. Blumensath, and M.E. Davies, "Gradient pursuits," *IEEE Trans. Signal Proc.*, vol. 56, no. 6, pp. 2370–2382, June 2008.
- [8] E. Candes and J. K. Romberg, "Practical signal recovery from random projections," *Proc. SPIE5674: Comput. Imaging III*, May 2005.
- [9] D. Donoho and J. Tanner, "Sparse nonnegative solution of underdetermined linear equations by linear programming," *Proc. PNAS*, vol. 102, no. 27, pp. 9446, Mar. 2005.
- [10] E. J. Candes, J. Romberg, and T. Tao, "Stable signal recovery from incomplete and inaccurate measurements," *Commun. Pure Applied Math.*, vol. 59, no. 8, pp. 1207–1223, Aug. 2006.
- [11] D. L. Donoho, Y. Tsaig, I. Drori, and J.-L. Starck, "Sparse solution of underdetermined linear equations by stagewise orthogonal matching pursuit," *IEEE Trans. Info. Theory*, vol. 58, no. 2, pp.1094–1121, Feb. 2012.
- [12] S. G. Mallat and Z. Zhang, "Matching pursuits with time-frequency dictionaries," *IEEE Trans. Signal Proc.*, vol. 41, no. 12, pp. 3397–3415, Dec. 1993.
- [13] D. Needell and J. A. Tropp, "CoSaMP: Iterative signal recovery from incomplete and inaccurate samples," *Applied & Comput. Harmonic Analysis*, vol. 26, no. 3, pp. 301–321, May. 2009.
- [14] D. Needell and R. Vershynin, "Uniform uncertainty principle and signal recovery via regularized orthogonal matching pursuit," *Foundations Comput. Math.*, vol. 9, no. 3, pp. 317–334, June 2009.
- [15] D. Needell and R. Vershynin, "Signal recovery from incomplete and inaccurate measurements via regularized orthogonal matching pursuit," *IEEE Jour. Selected Topics in Signal Proc.*, vol. 4, no. 2, pp. 310–316, Feb. 2010.
- [16] M. Rabbat, J. Haupt, A. Singh, and R. Nowak, "Decentralized compression and predistribution via randomized gossiping," *Proc. IPSN 2006*, pp. 51–59, New York, USA, Apr. 2006.
- [17] S. Foucart and M. J. Lai, "Sparsest solutions of underdetermined near systems via  $q$ -minimization for  $0 < q < 1$ ," *Applied & Comput. Harmonic Analysis*, vol. 26, no. 3, pp. 395–407, May 2009.
- [18] S. Foucart, "A note on guaranteed sparse recovery via minimization," *Applied & Comput. Harmonic*

- Analysis, vol. 29, no. 1, pp. 97–103, July 2010.
- [19] T. T. Cai, L. Wang, and G. Xu, “New bounds for restricted isometry constants,” *IEEE Trans. Info. Theory*, vol. 56, no. 9, pp. 4388–4394, Sept. 2010.
- [20] L. Applebaum, S. D. Howard, S. Searle, and R. Calderbank, “Chirp sensing codes: Deterministic compressed sensing measurements for fast recovery,” *Applied & Comput. Harmonic Analysis*, vol. 26, no. 2, pp. 283–290, Mar. 2009.
- [21] S. D. Howard, A. R. Calderbank, and S. J. Searle, “A fast reconstruction algorithm for deterministic compressive sensing using second order Reed–Muller codes,” *Proc. CISS 2008*, pp. 11–15, Princeton, USA, Mar. 2008.
- [22] R. Calderbank, S. Howard, and S. Jafarpour, “Construction of a large class of deterministic sensing matrices that satisfy a statistical isometry property,” *IEEE Jour. Selected Topics in Signal Proc.*, vol. 4, no. 2, pp. 358–374, Feb. 2010.
- [23] R. Berinde, A. C. Gilbert, P. Indyk, H. Karloff, and M. J. Strauss, “Combining geometry and combinatorics: a unified approach to sparse signal recovery,” *Proc. 46th Annual Allerton Conf. Commun., Control, & Comput.*, pp. 798–805, Urbana–Champaign, USA, Sept. 2008.
- [24] T. L. N. Nguyen and Yoan Shin, “Deterministic sensing matrices in compressive sensing: A survey,” *The Scientific World Jour.*, vol. 2013, article ID 192795, Nov. 2013.
- [25] J. Tropp and A. Gilbert, “Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit,” *IEEE Trans. Info. Theory*, vol. 53, no. 12, pp. 4655–4666, Dec. 2007.
- [26] M. A. Davenport and M. B. Wakin, “Analysis of orthogonal matching pursuit using the restricted isometry property,” *IEEE Trans. Info. Theory*, vol. 56, no. 9, pp. 4395–4401, Sept. 2010.
- [27] T. L. N. Nguyen and Y. Shin, “Approximating sparse solutions for  $\ell_1$ -norm in compressive sensing,” *Proc. IEEE APWCS 2013*, Seoul, Korea, August 2013.
- [28] E. J. Candes and T. Tao, “Decoding by linear programming,” *IEEE Trans. Info. Theory*, vol. 51, no. 12, pp. 4203–4215, Dec. 2005.
- [29] E. J. Candes, J. K. Romberg, and T. Tao, “Stable signal recovery from incomplete and inaccurate measurements,” *Commun. Pure & Applied Math.*, vol. 59, no. 8, pp. 1207–1223, Mar. 2006.
- [30] T. L. N. Nguyen and Yoan Shin, “Combining stability and robustness in reconstruction problems via quasinorm using compressive sensing,” *IEICE Trans. Fundamentals*, vol. E97–A, no. 3 pp. 894–898, Mar. 2014.
- [31] E. Candes, “Compressive Sampling,” *Proc. Int’l Congress of Math.*, Aug. 2006.
- [32] Y. Lu, W. Guo, X. Wang, and W. Wang, “Distributed streaming compressive spectrum sensing for wide-band cognitive radio networks,” *Proc. VTC 2011–Spring*, Yokohama, Japan, May 2011.
- [33] S. Coleri, M. Ergen, A. Puri, and A. Bahai, “Channel estimation techniques based on pilot arrangement in OFDM systems,” *IEEE Trans. Broadcast.*, vol. 48, no. 3, pp. 223–229, Sept. 2002.
- [34] A. F. Molisch, “Ultra-wide-band propagation channels,” *Proc. IEEE*, vol. 97, no. 2, pp. 353–371, Feb. 2009.
- [35] N. Czink, X. Yin, H. Ozelik, M. Herdin, E. Bonek, and B. Fleury, “Cluster characteristics in a MIMO indoor propagation environment,” *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 6, no. 4, pp. 1465–1475, Apr. 2007.
- [36] W. U. Bajwa, J. Haupt, G. Raz, and R. Nowak, “Compressed channel sensing,” *Proc. Annual Conf. Info. Science Syst.*, pp. 5–10, Princeton, USA, Mar. 2008.



- [37] W. Bajwa, J. Haupt, A. Sayeed, and R. Nowak, "Compressed channel sensing: A new approach to estimating sparse multipath channels," *Proc. IEEE*, vol. 98, no. 6, pp. 1058–1076, June 2010.
- [38] K. Hayashi, M. Nagahara, and T. Tanaka, "A user's guide to compressed sensing for communications systems," *IEICE Trans. Commun.*, vol. E96–B, no. 3, pp. 685–712, Mar. 2013.
- [39] J. Haupt, W. U. Bajwa, G. Raz, and R. Nowak, "Toeplitz compressed sensing matrices with applications to sparse channel estimation," *IEEE Trans. Info. Theory*, vol. 56, no. 11, pp. 5862–5875, Nov. 2010.
- [40] H. Xie, G. Andrieux, Y. Wang, J.F. Diouris, S. Feng, "A novel effective compressed sensing based sparse channel estimation in OFDM system," *Proc. IEEE ICSPCC 2013, Kunming, China, Aug. 2013*.
- [41] G. Taubock, F. Hlawatsch, D. Eiwien, and H. Rauhut, "Compressive estimation of doubly selective channels in multicarrier systems: Leakage effects and sparsity-enhancing processing," *IEEE Jour. Selected Topics in Signal Proc.*, vol. 4, no. 2, pp. 255–271, Apr. 2010.
- [42] K. Lakshmi, P. Muralikrishna, and K. P. Soman, "Compressive estimation of UWA channels for OFDM transmission using iterative sparse reconstruction algorithms," *Proc. iMac4s, Kottayam, India, Mar. 2013*.
- [43] Z. Tian and G. Giannakis, "Compressed sensing for wideband cognitive radios," *Proc. IEEE ICASSP 2007*, vol. 4, pp. 1357–1360, Honolulu, Hawaii, USA, Apr. 2007.
- [44] Y. Wang, A. Pandharipande, Y. Polo, and G. Leus, "Distributed compressive wide-band spectrum sensing," *Proc. Info. Theory & Appl. Workshop*, pp. 178–183, San Diego, USA, Feb. 2009.
- [45] Z. Zhang, Z. Han, H. Li, D. Yang, and C. Pei, "Belief propagation based cooperative compressed spectrum sensing in wideband cognitive radio networks," *IEEE Trans. Wireless Commun.*, vol. 10, no. 9, pp. 3020–3031, Sept. 2011.
- [46] F. Zeng, C. Li, and Z. Tian, "Distributed compressive spectrum sensing in cooperative multihop cognitive networks," *IEEE Jour. Selected Topics in Signal Proc.*, vol. 5, no. 1, pp. 37–48, Feb. 2011.
- [47] J. A. Bazerque and G. B. Giannakis, "Distributed spectrum sensing for cognitive radio networks by exploiting sparsity," *IEEE Trans. Signal Proc.*, vol. 58, no. 3, pp. 1847–1862, Mar. 2010.
- [48] C. C. Huang and L. C. Wang, "Dynamic sampling rate adjustment for compressive spectrum sensing over cognitive radio network," *IEEE Wireless Commun. Lett.*, vol. 1, no. 2, pp. 57–60, Apr. 2012.
- [49] W. Yin, Z. Wen, S. Li, J. Meng, and Z. Han, "Dynamic compressive spectrum sensing for cognitive radio networks," *Proc. CISS 2011, Baltimore, USA, Mar. 2011*.
- [50] X. Wang, W. Guo, Y. Lu, and W. Wang, "Adaptive compressive sampling for wideband signals," *Proc. IEEE VTC 2011–Spring, Yokohama, Japan, May 2011*.
- [51] T. Rappaport, *Wireless Communications: Principles and Practice*, Prentice–Hall, 1996.
- [52] H. Liu, H. Darabi, P. Nanerjee, and J. Liu, "Survey of wireless indoor positioning techniques and systems," *IEEE Trans. Systems, Man & Cybernetics – Part C: Appl. & Reviews*, vol. 37, no. 6, pp. 1067–1080, Nov. 2007.
- [53] C. Feng, S. Valaee, and Z. Tan, "Multiple target localization using compressive sensing," *Proc. IEEE GLOBECOM 2009, Honolulu, USA, Nov–Dec. 2009*.



**김 태 연**

- 2014년 2월 숭실대학교 정보통신전자공학부 학사
- 2014년 3월~현재 숭실대학교 정보통신전자공학부 석사과정

〈관심분야〉  
무선 통신 시스템, Compressed Sensing 기반 무선 통신, Cognitive Radio



**신 요 안**

- 1987년 2월 서울대학교 전자공학과 학사
- 1989년 2월 서울대학교 전자공학과 석사
- 1992년 12월 University of Texas at Austin 전기및컴퓨터공학과 박사
- 1992년 12월~1994년 7월 Austin 소재 MCC (Microelectronics & Computer Technology Corp.) Member of Technical Staff
- 1994년 9월~현재 숭실대학교 정보통신전자공학부 전임강사 / 조교수/부교수/교수
- 2003년 6월~2003년 12월 정보통신부 UWB 기술기준 연구전담반 위원장
- 2005년 1월~2006년 12월 한국통신학회 부호및정보이론연구회 위원장
- 2008년 1월~2008년 12월 한국통신학회 이동통신연구회 위원장
- 2009년 9월~2010년 8월 University of British Columbia 전기및 컴퓨터공학과 방문교수

〈관심분야〉  
Compressed Sensing 기반 무선통신, Cognitive Radio, UWB, 무선측위



**응 원 두 랑 녹**

- 2011년 베트남 HCMUS Mathematics and Computer Science 학사
- 2014년 2월 숭실대학교 정보통신전자공학부 석사
- 2014년 3월~현재 숭실대학교 정보통신전자공학부 박사과정

〈관심분야〉  
Compressed Sensing, 무선측위