

차세대 통신 네트워크를 위한 압축센싱기술의 응용

정방철 | 신원용*

경상대학교, *하버드대학교

요 약

본고에서는 압축센싱(Compressed sensing) 기술의 개념과 동작원리를 소개하고 최근 제안된 Message Passing 기반의 복호알고리즘에 대하여 알아본다. Message Passing 기반의 복호알고리즘은 기존 최적화기반의 복호알고리즘보다 낮은 복잡도로 동작하면서도 뛰어난 성능을 갖는 것으로 알려져 있다. 또한, 신호처리 및 정보이론 분야에서 활발히 연구되고 있는 압축센싱 기술의 차세대 이동통신 시스템 응용의 가능성을 검토하고 최근 통신시스템을 위하여 제안된 압축센싱 기반의 알고리즘을 추가로 검토한다.

1. 서 론

현대 디지털 혁명을 주도하는 기술중 가장 근본적인 기술은 자연에 존재하는 아날로그 신호를 디지털 신호로 만드는 ADC(Analog-to-Digital Converter) 기술일 것이다. 이 기술을 통하여 디지털 신호로 변환된 신호는 현대 디지털 기기의 동작을 가능하게 만들어주는 핵심이다. 이러한 ADC장치는 Shannon-Nyquist 샘플링 이론에 의하여 동작하고 있는데, 이는 아날로그 신호가 갖는 대역폭의 2배에 해당하는 샘플링율로 아날로그 신호를 샘플링하면 샘플링된 디지털 신호를 다시 아날로그 신호로 복원했을 때, 왜곡없이 복구가 가능하다는 이론이다.

*: 교신저자

압축센싱(Compressed sensing)기술은 성긴 신호(Sparse signal)를 Under-determined된 선형 관찰신호로부터 복구할 수 있는 기술로서 성긴 신호처리(Sparse Signal Processing) 분야에서 매우 혁명적인 기술로 알려져있다 [1]-[2]. 압축센싱기술은 모든 데이터를 Nyquist율로 먼저 샘플링한 후 생성된 신호를 압축해가 처리하는 기존의 신호처리 기법과는 매우 다른 특성을 가지고 있다. 원신호가 성긴특성을 가지고 있다면 Nyquist율보다 낮게 샘플링하면서도 신호를 완벽하게 복원할 수 있다는 특성때문에 압축센싱기법은 신호처리분야의 매우 활발한 연구분야를 창출할 수 있었다.

압축센싱 기술은 기본적으로 선형측정방법과 신호복원방식으로 나눌 수 있다. 선형측정방법은 수학적으로 표현했을 때, 길이 N 을 갖는 성긴신호 x 벡터에 $M \times N$ 행렬 A 를 곱하는 과정으로 해석할 수 있다. 이 과정을 통해 길이 M 인 관찰 벡터 y 를 얻을 수 있는데, 신호 복원방식은 이 벡터 y 로부터 원신호인 x 벡터를 찾는 과정으로 해석할 수 있다.

$$y = A \cdot x$$

만약 A 행렬이 $N \times N$ 행렬이고 Full Rank를 갖는다면 x 의 길이와 관찰행렬 y 의 길이는 모두 N 을 갖고 압축은 일어나지 않는다. 또한 y 로부터 x 를 복원하는 것을 양변에 A 행렬의 역행렬을 곱함으로써 쉽게 계산된다. 그러나 압축센싱기술에서 일반적으로 M 은 N 보다 작은 값을 갖는다. 따라서 원신호의 길이보다 관찰신호의 길이는 줄어들게 되고 이것이 압축의 핵심이 된다. 여기서 주목할 것은 A 행은 미리 정해져 있으므로 비교적 간단한 선형 동작으로 압축이 수행된

다는 점이다. 기존의 압축 알고리즘과는 달리 압축이 수행되는 쪽에서 매우 간단한 동작만으로 압축이 수행된다는 점이 특징적이다. 압축센싱기술에서 신호복원방식은 압축된 y 벡터로부터 x 벡터를 복원하는 과정을 다루고 있는데, 연구자들은 A 행렬이 Restricted Isometry Property(RIP)의 조건을 만족하면 y 로부터 x 벡터를 왜곡없이 복원할 수 있다는 것을 증명하였고, 결국 압축센싱기술이 이론적으로 동작한다는 것이 세상에 밝혀지게 된 것이다. RIP 조건은 간략히 요약하면, 행렬 A 가 모든 Sparse 신호 x 를 균일한 에너지로 투사해야 한다는 것이다. 측정벡터 x 에서 0이 아닌 신호의 위치는 신호에 따라 달라질 수 있으므로 동일한 Sparsity(벡터 x 안에서 0이 아닌 값을 갖는 원소의 수)를 갖는 어떠한 x 라도 비슷하게 투사할 수 있어야 신호 복원이 안정적이 되는 것이다.

그러나 A 행렬이 Under-determined 시스템을 만들어 낸다는 점에서 y 로부터 x 를 복원하는 과정이 그리 간단하지 않다는 점을 직감할 수 있다. 압축센싱기술에서 신호복원에 사용되는 대표적인 기술은 L_0 -norm을 최소화하는 해를 구하는 방식이다. 이는 관찰벡터 y 와 신호측정에 사용된 A 행렬을 알고 있을때, $y=Ax$ 식을 만족하는 모든 x 벡터중 0이 아닌 원소의 개수가 최소인 x 벡터를 찾는 방법이다. 이 기술은 우리가 관심있게 보고 있는 Sparse 신호처리와 가장 논리적으로 합당한 복원기술이지만 복잡도가 매우 높아 NP-hard 문제가 되어 실용적이지 않다는 단점이 있다. 앞서 설명한 L_0 -norm최소화 방식과 유사하지만 선형문제로 풀수 있는 L_1 -norm 최소화 문제가 제안되었는데, 이 방식을 사용하면 M 이 다음 조건을 만족하면 x 벡터를 완벽하게 복원할 수 있다는 것이 증명되었다 [1][3].

$$M \geq cK \log(N/K)$$

여기서 c 는 상수, K 는 Sparsity를 의미한다. 따라서 압축센싱 분야에서는 신호복원기술에 대해서 L_1 -norm 최소화를 가장 기본적인 기술로 받아들이기 시작했다. 그러나 Basis Pursuit으로 대표되는 L_1 -norm최소화 기반의 신호복원기술의 경우 N^3 복잡도를 갖는 것으로 알려져 있다. N^3 복잡도는 영상의 경우 화소수가 10^6 이라 가정하면 여전히 구현하기 어려운 복잡도임을 알 수 있다. 이러한 신호복원 복잡도를

줄이기 위하여 다양한 기술들이 제안되었는데, Matching Pursuit(MP), Orthogonal Matching Pursuit(OMP), CoSaMP, Subspace pursuit 등이 그 대표적인 기술들이다. 이러한 기술들은 모두 Dense한 A 행렬을 사용하는 것이 특징이다. 여기서 Dense하다는 말은 A 행렬의 각 원소가 0이 아닌값으로 이루어져 있다는 것을 의미한다. 또한, 이러한 기술들은 모두 Linear Programming기반으로 동작하는 것을 특징으로 하고 있다.

최근 신호 x 에 대한 sparsity와 통계적인 특성을 이용하여 Bayesian Inference 방식으로 x 벡터를 복원하거나 압축센싱 행렬 A 의 행의 개수를 증가시키는(압축률을 높이는) 연구가 진행되었다. 제2장에서는 복잡도를 줄이면서 매우 좋은 신호복원성능을 보이는 Bayesian Compressed Sensing기술과 그 응용기술에 대해 보다 자세히 살펴보고 제 3장에서는 압축센싱기술이 차세대 이동통신시스템에 응용되는 사례와 아이디어를 요약한다. 제4장에서는 결론을 맺는다.

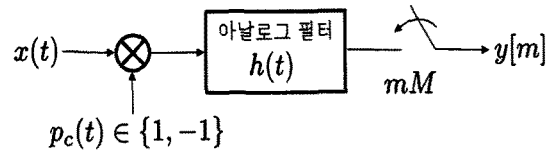
II. Bayesian Compressed Sensing

본 장에서는 Bayesian 압축센싱 [4]에 대하여 알아본다. 기존의 선형프로그래밍(Basis Pursuit), Greedy 알고리즘(Orthogonal Matching Pursuit) 등의 방식과 달리 Bayesian 압축센싱 신호복원방식은 다음과 같은 특성을 갖는다. 기존의 방식들이 x 벡터의 추정치 값만을 제공하는 반면 Bayesian 압축센싱방식은 x 벡터에 대한 Posterior Density Function 자체를 제공한다. 따라서 추정된 x 벡터의 각 원소에 대한 신뢰도 또는 "Error bar"가 함께 도출된다. 도출된 "Error bar"는 Bayesian 압축센싱의 추정성능 보장을 위해 추가적으로 필요한 측정벡터의 길이를 계산하는데 도움을 준다. Bayesian 압축센싱에서는 기존의 선형 프로그래밍 문제를 확률적으로 접근한다. 관찰벡터 y 와 측정행렬 A 가 주어졌을 때, x 벡터를 추정하는 문제를 푸는데 있어서 미리 주어진 sparsity K 에 대한 a priori 값을 고려하여 최종적으로는 maximum a posteriori(MAP) 추정방식을 이용하여 x 벡터를 추정한다. 이때 많이 사용되는 prior 확률밀도함수는 Laplace 밀도 함수인데, 최근 Relevance vector machine

(RVM)에 기반한 prior 확률밀도함수를 사용하기도 한다.

앞서 제안된 Bayesian 압축센싱기법은 다양한 방식으로 추가적인 연구결과들이 제시되었다. 그 중 가장 주목할만한 연구결과는 Belief-Propagation 기법을 이용하여 신호를 복원하는 방식이다 [5]. 상기 논문에서 저자들은 측정행렬 A를 sparse하게 만들어서 encoding과 decoding의 복잡도를 줄이고 속도를 증가시켰다. 저자들은 상기 논문에서 압축센싱의 핵심인 sparsity를 복호기 설계시 고려하기 위하여 prior 확률밀도함수로서 two-state mixture Gaussian model을 사용하였다. 기존의 dense 측정행렬방식은 성긴신호에 담겨있는 정보를 안정적으로 센싱하지만 실시간 부호화 및 복호가 어려울 수 있다. Low density parity check(LDPC) 코드의 경우 비교적 작은 복잡도로 구현이 가능하면서도 Shannon 한계에 근접하는 성능을 내는 코드로 알려져 있고 이것으로부터 우리는 압축센싱에서 사용되는 측정행렬 A를 성긴특성을 갖도록 설계하는 것이 가능하다는 것을 배울 수 있다. 참고문헌 [5]에서 저자들은 LDPC 코드와 비슷한 성긴특성을 갖는 측정행렬 A를 설계하고 각 원소이 값을 {0, 1, -1}로 제한함으로써 비교적 적은 수의 x벡터의 원소가 더해지거나 빠지는 형태로 측정되는 간단한 측정과정을 제안하였고 수신단에서 신호복원시 측정행렬 A를 sparse bipartite graph로 모델링하여 간단한 Belief-Propagation 또는 Message Passing 방식으로 복호하는 방식을 제안하였다. 제안된 알고리즘은 길이 N, sparsity K를 갖는 벡터 x를 복원하기 위하여 측정벡터 y는 길이 M은 $O(K \log^2(N))$, 수신 복잡도는 $O(K \log^2(N))$ 를 갖는다.

압축센싱기술의 창시자인 D. L. Donoho 교수 연구팀은 최근 앞서 소개한 Bayesian 압축센싱기술의 근본적인 개념을 이용한 Iterative 알고리즘을 제시하였다 [6]. 이 기술은 Approximate message-passing(AMP)라 불리우는데 기존 Bayesian 압축센싱에서 신호복원시 message-passing을 이용하는데 이를 iterative 알고리즘에 적용하면서 복잡도를 획기적으로 줄였기 때문에 붙여진 이름이다. 앞선 언급한 논문에서 저자들은 기존의 iterative 알고리즘이 선형 프로그래밍방식들에 비하여 복잡도를 획기적으로 줄인 반면 동일한 성능을 위해 필요한 측정벡터 y의 크기인 M을 더 늘려야 한다는 단점에 주목하였다. 저자들은 Bayesian 압축센싱에서 제시된 Belief-propagation에서 제안된 아이디어를 변형하여



(그림 1) AIC를 위한 pseudo-random 복조 기술

기존의 iterative 알고리즘을 개선하는데 사용하였다. 결과적으로 제안된 알고리즘은 기존 선형 프로그래밍방식의 신호복원방식이 달성했던 성능을 보장함과 동시에 신호복원 복잡도를 획기적으로 줄임으로써 매우 좋은 평가를 받았다.

III. 압축센싱기술의 통신시스템 응용

본 장에서는 통신, 신호처리 및 정보이론 분야에서 활발히 연구되고 있는 압축 센싱 기술이 차세대 이동통신 시스템에서 다양한 방면으로 어떻게 응용되는지를 검토해 보도록 한다.

1. 아날로그-디지털 변환 기술

RF(Radio Frequency)에서 동작하는 시스템은 현재 고속의 샘플링을 수행해야 하는 ADC(Analog-to-Digital Converter) 기술 때문에, 전력, 안정성, 비용 등의 많은 문제점을 가지고 있다. [7]에서는 디지털 측정 값의 low-rate set을 생산하기 위해 변조, 필터링, 샘플링을 사용하는 시스템을 제안하였다. AIC(Analog-to-Information Converter)라 불리는 이 시스템 모델은 압축 센싱 이론의 구현으로 동작 가능하다.

구체적으로 신호 획득 과정은 복조, 필터링, 균일 샘플링과 같은 세 가지 요소로 구성된다. (그림 1)에서 확인할 수 있듯이 입력 신호 $x(t)$ 는 ± 1 의 pseudo-random 최대 길이 PN 수열 $P_c(t)$ 에 의해 곱해짐으로써 변조된다. 이 때 $P_c(t)$ 는 입력 신호의 Nyquist 주파수 또는 그보다 빠르게 교대로 바뀌어야 한다. 이러한 복조는 신호가 시스템의 임펄스 응답 $h(t)$ 와 함께 두 번째 단계인 low-pass 필터에 의해 파괴되지 않도록 하기 위해 주파수 성분을 확산시키는 역할을 한다. 마지막으로 신호는 기존 ADC를 사용하여 rate M 으로 샘플링되고, 결과적인 출력 값은 아래와 같이 주어진다.

$$y[m] = \int_{-\infty}^{\infty} x(\tau) p_c(\tau) h(t - \tau) d\tau \Big|_{t=mM}$$

[7]에서는 위에서 AIC의 성능을 모의실험을 통해 검증하였다. 원래의 0이 아닌 입력 신호의 sparse 벡터를 기준으로, 1) Nyquist rate의 20%에서 측정된 값으로부터 복원된 sparse 벡터, 2) 부가 가우시언 잡음을 고려했을 때의 sparse 벡터, 3) 잡음 고려 시 Nyquist rate의 20%에서 측정된 값으로부터 복원된 sparse 벡터, 4) 잡음 고려 시 Nyquist rate의 40%에서 측정된 값으로부터 복원된 sparse 벡터의 형태를 비교 분석하였다. 잡음 환경에서 20%의 Nyquist rate 만으로도 신호 복원이 충분히 이루어지지만, 측정 수가 많을 수록 더 높은 질의 결과물을 도출해낼 수 있다.

[7]에서 보인 랜덤 복조기의 경우, 고정된 균일한 격자로부터 선택된 유한한 조화 함수의 집합으로 표현되는 입력 신호 $x(t)$ 를 가정하고 있다. 하지만 이 조화 함수들이 이산 모델 안에서 잘 근사화되기 위해서, 실제 아날로그 신호는 충분히 많은 수의 조화 함수를 필요로 한다. 따라서 [7]을 통해 신호 복원을 하는 것은 계산 복잡도 면에서 어려울 수도 있고 때로는 격자 선택에 민감할 수 있다.

최근에 [8]에서는 MWC(Modulated Wideband Converter)라 불리는 아날로그 시스템을 제안하였는데, 이는 변조기의 열과 low-pass 필터로 구성된다. 구체적으로 아날로그 신호를 주기적인 파형의 열과 곱한 후 low-pass 필터링을 하고, Nyquist rate 보다 훨씬 적게 균일 샘플링을 수행하게 된다. 이 때 제안된 샘플로부터 완벽한 신호 복원을 위한 필요충분조건이 [8]에서 분석되었다. 또한 모의실험을 통해 제안하는 MWC가 잡음 및 모델링 오차에 강인하고, 잠재적인 하드웨어 단순화가 가능하고, 신호의 실시간 성능을 보일 수 있음을 검증하였다. 제안하는 시스템은 기존 두 가지 아날로그 변환 기술인 주기적 비 균일 샘플링 및 랜덤 복조기에 비해 여러 단점을 보완하여 실제 환경에 폭넓게 적용 가능하리라 판단된다.

2. 채널추정

무선통신 시스템에서 물리적인 다중경로 채널 계수의 대부분은 0 또는 0에 가까운 sparse 구조를 나타낸다는 관찰로

부터, 수신기에서 압축 센싱을 사용하는 효율적인 sparse 채널 추정이 수행될 수 있다. 본 절에서는 최근에 제안된 두 가지 압축 센싱 기반 채널 추정 기술을 소개하도록 한다.

[9]에서는 sparse MIMO(Multiple-Input Multiple-Output) 채널 환경에서 송신단에서 사용되는 훈련 신호열의 특성, 수신단에서 채널을 획득하기 위해 사용되는 추정 알고리즘, 그리고 평균 제공 오차의 분석을 보였다. 먼저 MIMO 채널을 Fourier 시리즈 확장을 사용하여 가상적인 채널 모델로 근사화하였다. 이는 angle-delay-Doppler 영역에서 균일하게 다중 경로 환경을 샘플링 함으로써 얻어지는 낮은 차원의 근사화라 할 수 있다. 이 때 angle-delay Doppler 영역에서 다른 다중 경로 사이의 interspacing이 언급한 3차원 영역에서의 물리적인 path 크기보다 큰 경우 이 채널을 sparse 하다고 할 수 있는데, 3차원 영역 안의 resolvable path의 전체 수를 D_{max} , 0보다 큰 가상 채널 계수의 수를 D 라 할 때 sparse한 채널은 $D_{max} \ll D$ 를 만족하게 된다. [6]에서는 sparse 협 대역 MIMO 채널 \mathbf{H} 에 초점을 맞추었다.

먼저 안테나 영역 처리 기법에 대해 알아보도록 한다. [9]에서 설계한 훈련 신호열을 사용하여 안테나 영역에서 수신 처리 시 평균 제공 오차는 아래와 같이 주어진다.

$$\|\hat{\mathbf{H}} - \mathbf{H}\|_F^2 \leq c_1 \cdot \log D_{max} \cdot \left(\frac{N_r D}{E}\right) \cdot \left(\frac{N_r M_r}{N_r}\right)$$

이 N_r 때, N_r 은 각각 송수신 안테나 수를 나타내며, E 는 훈련 신호를 위해 사용된 총 송신 에너지, 은 송신 훈련 신호 벡터의 수, M_r 은 수신 신호 공간 차원의 수를 나타낸다. 기존 추정 기법과는 달리 훈련 신호 벡터의 수가 N_r 가 $M_r \leq N_r$ 임을 확인할 수 있고, 제안된 채널 추정기의 평균 제공 오차는 ML(Maximum Likelihood) 추정기를 사용한 기존 기법보다 더 낮음을 보였다. 무엇보다 중요한 것은 수신 신호 공간 차원의 수 N_r 이 D 로 스케일링되어 다중 사용자 환경에서 네트워크 스펙트럼 효율성을 높일 수 있다는 점이다.

다음으로 빔공간 처리 기법에 대해 알아보도록 한다. 앞서 기술한 안테나 처리 기법은 $D \geq N_r$ 일 때에는 기존 기술과 평균 제공 오차 측면에서 동일한 성능을 나타내게 된다. 이 때 빔공간에서 수신 처리를 하는 전혀 다른 구조의 방법이 사용될 수 있고, 추정 시 평균 제공 오차는 아래와 같이 주

어진다.

$$\|\hat{\mathbf{H}} - \mathbf{H}\|_F^2 \leq c_2 \cdot \log D_{\max} \cdot \left(\frac{N_r D}{E} \right)$$

위의 빔공간 추정기는 거의 최적인 평균 제곱 오차 성능을 보인다. 하지만 M_r 가 N_r 와 같은 다른 두 개의 성능 metric은 채널의 sparsity 유형과 함께 변화하게 된다.

뿐만 아니라 [9]에서는 위에서 기술한 빔공간 처리 기법을 sparse 광 대역 MIMO 채널에 적용하였을 때, 훈련 신호열 설계 및 평균 제곱 오차 성능 분석을 보였다.

[10]에서는 큰 delay 확산을 가지는 주파수 선택적 채널 환경에서 압축 센싱에 기반한 채널 추정 기술을 다루었다. 채널 획득을 위해 pseudo-random 수열이 사용되었는데, 확률 1/2로 +1 또는 -1이 전송되는 구조를 가정하였다. 채널 추정을 위해 convex 프로그래밍을 사용하는데, l_1 -norm을 최소화하는 최적화 문제가 된다. 최적화는 DS(Dantzig Selector) 관점에서 수행되는데, 이는 DS가 해석 가능한 오차 성능을 제공할 뿐만 아니라 pseudo-random 입력 신호로부터 생성되는 Toeplitz 행렬이 RIP(Restricted Isometry Property)를 만족하는데 있어 효력이 있기 때문이다.

모의실험에서는 기존의 LS(Least Squares) 추정기에 비해 DS 또는 lasso와 같은 convex 프로그래밍 기반 추정기를 사용하였을 때, 임펄스 입력 전송 시 0이 아닌 채널 계수를 확인하는데 더 우수한 성능을 가짐을 보였다.

3. Random Access 기술

다수의 사용자가 특정 확률 λ 로 동시에 단일 수신기로 데이터를 전송하는 랜덤 MAC(Multiple Access Channel) 환경에서, 어떤 사용자가 전송하였는지를 검출하는 것은 압축 센싱에서 고려되는 sparsity 검파 문제와 동일하게 해석될 수 있다.

[11]에서는 랜덤 on-off 신호를 사용하는 n 명의 사용자가 m 개의 자유도를 가지는 MAC 환경에서 통신을 할 때의 채널 용량의 이론적 한계치를 분석하였다. 기존 정보이론에서 사용하는 MAC은 사용자의 수가 일정하고 채널의 자유도가 무한히 커지는 상황을 가정하기 때문에, 무한히 큰 블록 길이를 가지는 capacity-achieving 코드 사용이 가능하다. 반면,

본 절에서 가정하는 랜덤 access 환경에서는 송신에 참여하는 사용자의 수도 랜덤하고 각 사용자는 기껏해야 한 비트의 정보만을 전송하기 때문에 기존 MAC capacity 결과는 직접 적용할 수 없게 된다. 앞서 언급한 바와 같이 랜덤 MAC에 대한 것인 0이 아닌 성분의 위치를 검파하는 것이므로, [11]에서는 이에 대한 분석을 수행하였다. 보다 구체적으로 사용자 집합을 $\{x_1, \dots, x_n\}$ 이라 할 때, $I_{true} = \{j, x_j \neq 0\}$ 의 추정을 결정하는 것이 수신단의 목표라 할 수 있다.

성능 비교를 위해 다양한 검파 방법이 소개되었다. 먼저 ML(Maximum likelihood) 검파가 단일 사용자 검파 방법 대비 상당히 우수한 성능을 보임을 확인하였고, 압축 센싱 기술로써 lasso 및 OMP(Orthogonal Matching Pursuit) 기반 sparse 추정 알고리즘을 소개하였다. 또한 전력 shaping을 사용하여 높은 SNR(Signal-to-Noise Ratio) 영역에서 성능이 개선된 SeqOMP(Sequential OMP) 방법을 제안하였다. 이제 제안하는 압축 센싱 기술에 대해 자세히 알아보도록 한다. ML 검파는 성능 면에서 최적임이 알려져 있지만, 계산 복잡도가 상당하므로 실제적으로 적용하는데 어려움이 있다. 우선 lasso 추정기를 사용 시 높은 SNR 영역에서 점근적으로 데이터를 복호 가능한 필요충분조건은 아래와 같이 주어진다.

$$m > \lambda n \log(n(1-\lambda)) + \lambda n + 1$$

또한 OMP 알고리즘을 사용 시, 채널 행렬이 가우시언 성분을 가질 때 점근적 복호를 위한 충분 조건은 아래와 같다.

$$m > 2\lambda n \log(n) + C\lambda n$$

따라서 위에서 소개한 두 개의 알고리즘 모두 높은 SNR 영역에서 $m=O(\lambda n \log(1-\lambda)n)$ 스케일링을 가지게 되는데, ML 검파 기술에서의 복호 조건인 $m=O(\lambda n)$ 에 비해 더 많은 자유도를 요구하게 되므로 성능 열화가 있게 된다.

이에 높은 SNR 영역에서의 성능 개선을 위해 SeqOMP 알고리즘이 제안되었는데, 이것은 일종의 반복하는 검출 기술인데, 기존 MAC에서의 SIC(Successive Interference

Cancellation) 기술과 유사하다고 할 수 있다. 이 SeqOMP 기술에 전력 ordering 및 전력 shaping을 적용함으로써, 높은 SNR 영역에서 기존 OMP 알고리즘에 비해 낮은 계산 복잡도를 가지면서 훨씬 더 우수한 성능을 나타냄을 확인하였다.

4. 인지무선통신 스펙트럼 센싱기술

인지무선통신은 스펙트럼의 효율성 증대를 위해 최근 활발히 연구되어 오고 있는 주제인데, 인지통신에서도 압축 센싱 기술이 활용될 수 있다. 인지통신 기반 네트워크에서는 기존 제 1 사용자에게 미치는 간섭을 최소화하기 위해 제 2(즉, 인지통신) 사용자는 주기적으로 유용한 스펙트럼을 센싱하고 검파하는 일을 수행해야 한다. 하지만, 광 대역 환경에서는 이를 위해 무수히 많은 RF(Radio Frequency) 체인을 사용하거나 또는 다수의 주파수 밴드를 동시에 검색하기 위해 고속의 샘플링을 수행해야 하므로, 구현 측면에서 어려움을 지니고 있다.

이에 [12]에서는 위에서 언급한 문제를 피하면서 광 대역 인지무선통신 시나리오에서 합리적인 계산 복잡도를 가지면서 빠른 스펙트럼 센싱을 할 수 있는 기술을 소개하였다. 저복잡도 스펙트럼 센싱 방법 [12]은 아래와 같이 크게 4단계로 이루어진다.

- 1) 먼저 연속 영역 신호로부터 불연속 시간 영역 측정 값을 얻기 위해 압축 랜덤 샘플링을 수행한다.
- 2) Fourier 변환 행렬을 곱함으로써 시간 영역 벡터로부터 주파수 응답 벡터를 복원한다.
- 3) 추정된 주파수 응답 벡터에 기반하여 주파수 밴드 수와 위치를 추정한다.
- 4) 마지막으로 스펙트럼 분류를 위해 각각 확인된 밴드 안에서의 신호의 평균 크기를 추정한다.

두 번째 단계인 스펙트럼 복원을 위해서는 여러 가지 기술이 적용될 수 있으나, [12]에서는 트리 구조 기반 OMP(Orthogonal Matching Pursuit) 알고리즘이 사용되었다. 세 번째 단계는 [12]에서 제안하는 핵심 기법을 포함하는데, 스펙트럼 공간의 수와 주파수 위치의 검파를 위해 웨이블릿 기반 edge 검파기 [13]를 사용한다. 기본 아이디어는 전체 광

대역을 연속된 주파수 부 밴드의 집합으로 보는 것인데, 인접 부 밴드 사이에는 불연속 변화가 존재하므로 이러한 비규칙성을 활용하여 스펙트럼 홀의 위치와 강도에 대한 정보를 포함하는 edge를 검파하는 것이다. 복잡도를 더 줄이기 위해 각 부분대 안에서의 스펙트럼 크기는 일정하다고 가정하였고, 4단계를 통해 밴드 내 평균 스펙트럼 크기를 추정하였다.

모의실험에서는 [13]에서와 같이 가우시언 웨이블릿 기반 edge 검파기가 사용되었는데, 스펙트럼 내 edge가 명확하게 획득 가능함을 보였다. 또한 제안하는 주파수 밴드 위치 추정기는 평균 제공 오차 측면에서 정확성을 가지는 것을 확인하였다.

IV. 결론

본고에서는 원신호가 가지고 있는 주파수 대역폭을 기반으로 신호를 센싱/샘플링하던 전통적인 샘플링 방식에서 벗어나 원신호가 가지는 정보의 양(information content)을 기반으로 신호를 센싱하는 압축센싱기술의 기본적인 원리를 살펴보았다. 압축센싱기술은 신호를 측정하는 부분과 센싱된 벡터로부터 성긴 특성을 갖는 원신호를 복원하는 부분으로 분리할 수 있는데, 최근 Belief-Propagation(또는 Message-Passing)을 이용하는 복잡도를 줄이면서도 성능을 유지하는 기술이 제안되었다. 이러한 압축센싱 알고리즘은 다양한 통신환경에 접목되어 연구되고 있으며, 향후 동영상, 실감 미디어 중심의 트래픽이 급증하 통신시스템의 성능을 향상시키고 복잡도를 줄이는 역할을 할 수 있을 것으로 기대된다.

감사의 글

이 논문은 2010년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(No. 2010-0011140).

참고 문헌

- [1] E. Candes, J. Romberg, and T. Tao, "Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information," *IEEE Trans. Information Theory*, vol. 52, no. 2, pp. 489-509, Feb. 2006.
- [2] D. Donoho, "Compressed sensing," *IEEE Trans. Information Theory*, vol. 52, no. 4, pp. 1289-1306, Apr. 2006.
- [3] Emmanuel Candes and Terence Tao, "Near optimal signal recovery from random projections: Universal encoding strategies?," *IEEE Trans. Information Theory*, vol. 52, no. 12, pp. 5406-5425, Dec. 2006.
- [4] S. Ji, Y. Xue, and L. Carin, "Bayesian compressive sensing," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 56, no. 6, pp. 2346-2356, Jun. 2008.
- [5] D. Baron, S. Sarvotham, and R. G. Baraniuk, "Bayesian compressive sensing via belief propagation," *IEEE Trans. Signal Processing*, vol. 58, no. 1, pp. 269-280, Jan. 2010.
- [6] D. L. Donoho, A. Maleki, and A. Montanari, "Message-passing algorithms for compressed sensing," *PNAS*, vol. 106, no. 45, pp. 18914-18919, Nov. 2009.
- [7] S. Kirolos, J. Laska, M. Wakin, M. Duarte, D. Baron, T. Ragheb, Y. Massoud, R. Baraniuk, "Along-to-information conversion via random demodulation," in *Proc. IEEE Dallas Circuits and Systems Workshop (DCAS)*, Dallas, TX, Oct. 2006, pp. 71-74.
- [8] M. Mishali and Y. C. Eldar, "From theory to practice: Sub-Nyquist sampling of sparse wideband analog signals," *IEEE J. Select. Topics. Sig. Process.*, vol. 4, no. 2, Apr. 2010.
- [9] W. U. Bajwa, A. Sayeed, and R. Nowak, "Compressed sensing of wireless channels in time, frequency, and space," in *Proc. Asilomar Conf. on Signals, Systems, and Computers*, Pacific Groves, CA, Oct. 2008, pp. 2048-2052.
- [10] W. U. Bajwa, J. Haupt, G. Raz, and R. Nowak, "Compressed channel sensing," in *Proc. IEEE Conf. Inf. Sciences and Systems (CISS)*, Princeton, NJ, Mar. 2008, pp. 5-10.
- [11] A. K. Fletcher, S. Rangan, and V. K. Goyal, "On-off random access channels: A compressed sensing framework," *IEEE Trans. Inf. Theory*, submitted for publication (arXiv:cs/IT/0903.1022).
- [12] Z. Tian and G. B. Giannakis, "Compressed sensing for wideband cognitive radios," in *Proc. IEEE Int. Conf. Acoustics, Speech and Sig. Process. (ICASSP)*, Honolulu, Hawaii, Apr. 2007, pp. 1357-1360.
- [13] Z. Tian and G. B. Giannakis, "A wavelet approach to wideband spectrum sensing for cognitive radio," in *Proc. Int. Conf. Cognitive Radio Oriented Wireless Networks and Commun. (CROWNCOM)*, Mykonos, Greece, Jun. 2006.

약 력



정 방 철

2002년 아주대학교 전기공학부 공학사
 2004년 KAIST 전기및전자공학과 공학석사
 2008년 KAIST 전기및전자공학과 공학박사
 2008년 ~ 2009년 KAIST IT융합연구소 선임연구원/팀장
 2009년 ~ 2010년 KAIST IT융합연구소 연구교수
 2010년 ~ 현재 국립경상대학교 정보통신공학과 조교수
 관심분야 : Compressed Sensing, 차세대 이동통신 시스템,
 무선통신 간섭관리, 복잡계 네트워크,
 Random Access Techniques



신 원 응

2002년 연세대학교 기계전자공학부 학사
 2004년 KAIST 전자전산학과 석사
 2008년 KAIST 전자전산학부 박사
 2008년 Harvard University 방문연구원
 2008년 ~ 2009년 KAIST BK 정보전자연구소 박사후연구원
 2009년 KAIST 고성능집적시스템연구센터 선임급 위촉연구원
 2008년 ~ 2009년 ㈜루머콤 방문연구원
 2009년 ~ 현재 Harvard University Postdoctoral Fellow
 관심분야 : 정보이론, 통신이론, 신호처리,
 해양IT 관련 학제 간 융합연구