

2009년도

# 정보통신분야학회 합동학술대회 논문집



| 행사명 | 제3회 2009정보통신분야학회 합동학술대회 논문집





| 개최일자 | 2009년 11월 20일 (금) ~ 11월 21일 (토, 논문발표일)




| 개최장소 | 조선대학교 전자정보공과대학

| 주최 | (사)한국정보보호학회

| 주관 | (사)대한전자공학회, (사)한국인터넷정보학회, (사)한국전자파학회, (사)한국정보과학회  
(사)한국정보기술학회, (사)한국정보처리학회, (사)한국콘텐츠학회, (사)한국통신학회  
(사)한국해양정보통신학회, (사)한국ITS학회, (재)광양만권 u-IT 연구소, 전자부품연구원  
전남대학교 BK21 유비쿼터스 정보가전 사업단  
전북대학교 BK21 전자정보 고급인력양성 사업단  
조선대학교 BK21 네트워크기반 상황인지 임베디드시스템 연구인력양성 사업단

| 후원 |  삼성SDS  코오롱아이넷  UCUBE  (주)동하테크  KETI 전자부품연구원

 olleh kt  한국정보통신공사협회  광주전남도외  싸이버테크(주)

 주식회사 국민통신  남도정보통신(주)  KJSC 광주광역시정보센터

## Correlation과 CS를 이용한 MS문제 해결

박 상 준, 신 영 학, 이 준 호, 송 현 우, 강 재 욱, 김 기 선, 이 흥 노  
광주과학기술원

### The solution of Multi Sensor Problem using Correlation and CS

Sang-Jun Park, Young-Hak Shin, Jun-Ho Lee, Hyung-Woo Song, Jae-Wook Kang, Ki-Seon Kim, Heung-No Lee  
Gwangju Institute of Science and Technology

#### 요 약

최근에 개발된 Compressive Sensing(CS) 이론은 sparse하고 compressible한 신호들은 기존의 Shannon Nyquist sampling 이론에 의한 sample의 수보다 더 적은 measurement 수를 통해서 신호를 압축과 복구할 수 있는 것을 보여준다. 한편, 우리는 MS(Multi Sensor) 응용에 적용하여, sensor들이 의도적으로 밀집해 있게 만들어진 상황을 고려하고자 한다. 이런 상황에서 sensor signal들은 밀집해 있기 때문에 상호 높은 correlation을 가진다. 이러한 signal들이 compressible하다면, CS이론을 이용하여 압축이 가능하다. 본 논문에서는 receiver가 sensor들 간의 correlation을 이용하여 압축센싱(Compressive Sensing)을 수행하면, 각 sensor가 취득해야하는 measurement의 수를 줄일 수 있다는 것을 보인다.

**Keywords:** Compressive sensing, Sensor Networks, Correlation, L1 minimization, Multi Sensor

#### 1. 서 론

Shannon Nyquist sampling 이론은 signal을 성공적으로 압축과 복구를 하기 위한 최소 sample의 개수를 말해 준다. 이 최소값은 NR(Nyquist Rate)로 불려진다. 하지만 signal이 매우 sparse하거나 또는 compressible하다면 이 조건을 만족하지 않아도 성공적인 압축과 복구가 가능하다는 최근 연구결과가 발표되었다. 이러한 연구는 Compressive Sensing이라는 제목아래 활발하게 진행되고 있다[1]. 즉 CS는 signal이 compressible하다면 NR보다 적은 수의 measurement로 본래 signal로 복구하는 방법이다.

MS(Multi Sensor)는 여러 분야에서 사용된다. 가령 WSN(Wireless Sensor Network), CCD(Charge Coupled Devised Array) Camera, MRI, Multi-EEG signal등이 있다. 이러한 응용들의 공통점은 data를 얻기 위하여 여러 개의 sensor들을 이용해서, 다각도로 source를 관찰하여 여러개의 signal을 얻는

다는 점이다.

그렇지만 이런 MS응용에는 한 가지 공통적인 문제점이 있다. 즉 각 sensor가 감지한 signal들이 중복이 되는 부분이 많다는 것이다. 응용에 따라 조금씩 다르지만 부정확한 센서를 이용해 네트워크가 취득하고 있는 정보 전체를 파악하기 위해 일부러 중복을 허락하는 것이지만 sensor의 수가 늘어나면 표현해야 할 signal 정보의 양이 숫자에 비례해 늘어나는 단점이 있다. 그로 인해 measurement를 collection node(이하 receiver)로 전달할 때, 필요이상으로 많은 resource 즉 파워 와 bandwidth를 사용해야만 하는 문제가 발생한다. 이러한 문제를 해결하기 위하여 sensor들 간의 correlation을 이용하는 방법[2]이 제안이 되었지만, 이 방법은 sensor들끼리 통신을 해야 하는 오버헤드가 발생한다.

이러한 문제를 우리는 본 논문에서 다음과 같은 방법으로 해결하고자 한다. 각 sensor들은 CS이론을 적용하여 샘플을 취득한다. 감지된 signal들이 매우 sparse하다면 샘플의 개수를 NR 미만으로 줄일 수 있기 때문이다[1]. 이러한 기반위에,

inter-sensor signal correlation을 이용하는 receiver를 디자인 하여, 또 한번 measurement의 양을 줄이는 방법을 본 논문에서는 제안 한다. 각 sensor signal은 CS방법으로 이미 압축이 되었지만 전체적인 틀에서 보았을 때 inter-sensor correlation에 의한 중복정보가 아직도 남아있기 때문에, 더 압축 할 수 있는 여지가 존재한다.

따라서 본 논문에서는 복원 능력을 보존하면서, 중복되는 measurement의 양을 최소화하는 복원 방법을 제안한다. 이 방법을 이용하면, sensor들 간에 통신을 해야 하는 오버헤드를 유발하지 않고도, 각 sensor들이 보내야 하는 measurement의 수를 최대한 줄일 수 있게 된다.

섹션 II는 본 논문을 이해하는데 필요한 CS 배경 지식을 논의한다. 섹션 III에서는 본 논문에서 제안한 복구 방법에 대해서 설명한다. 섹션 IV는 시뮬레이션 프로그램을 이용하여 시뮬레이션 결과와 해석을 제공한다. 섹션 V에서는 앞으로 연구하고자 하는 방향을 설명한다.

## II. 배경 지식

### 2.1 CS(Compressive Sensing)

CS는 압축을 하는 방법으로서 높은 차원의 vector를 낮은 차원의 vector로 바꾸는 것이다. 다음과 같은 조건을 가지는 signal을 생각한다.

Signal  $\vec{s} \in R^N$  매우 compressible하다고 가정 하자. 이 signal을 compressible하기 때문에 푸리에 변환을 이용하여 주파수축으로 바꾸면 주파수축에 해당하는 signal값을 얻을 수 있다. i.e.,  $\vec{x} = \vec{\psi}\vec{s}$ ,  $\|\vec{x}\|_0 = K$ . 이 변형된 signal은 0이 아닌 값들의 개수를  $K$ 개 가지고,  $K$ 가  $N$ 보다 무척 작으면 sparse한 signal이라고 말한다. 또한 random measurement matrix인  $F \in R^{M \times N}$ 를 생각해 보자.  $F$ 의 각각의 행들은 i.i.d인 Gaussian 엔트리를 가지고 RIP(Restricted Isometry Property)(3)(7)조건을 만족 시켜야 한다. 우리는  $\vec{s}$  또는  $\vec{x}$ 를  $F$ 에 투영 시키면 압축된 signal을 얻을 수 있다. i.e.,  $\vec{y} = F\vec{\psi}\vec{x} = F\vec{s}$ ,  $\vec{y} \in R^M$ . 이때  $N$ ,  $M$ ,  $K$ 의 관계는 다음과 같다.

$$K < M < N.$$

이때 압축된 signal의 크기인  $M$ 은 다음과 같은

바운드를 만족 시켜야 한다(3)(4).

$$M \geq cK \log_2(N/K) \quad (1)$$

여기서,  $c$ 는 임의의 작은 숫자이다.

$M$ 의 값이  $N$ 보다 작기 때문에  $\vec{y} = \vec{\psi}\vec{s}$ 는 under-determined system으로 변형이 된다. 이러한 문제를 푸는 방법으로는  $l_0$ ,  $l_1$  그리고  $l_2$  minimization 방법 등이 있다. 하지만  $l_0$ 의 경우에는 오로지  $M=K+1$ 이기만 하면 문제를 해결 할 수 있지만 이 방법은 NP-complete하기 때문에 문제 상황에 적합하지 않다. 또한  $l_2$  minimization 방법은 sparse한 signal을 찾기 보다는 non-sparse한 signal을 찾는 경향이 많기 때문에 적합하지 않다. 따라서  $l_1$ (4)방법이 CS분야에서 많이 사용 되고 있다.

### 2.2 DCS(Distributed Compressive Sensing)

(6)은 sensor network에 CS이론을 적용한 논문이다. 이 논문에서는 signal을 3가지 종류로 구분 하고 모델 또한 3가지로 구분 하였고 복구하는 방법 또한 각각 제안 하였다. 간단히 말하면 각 센서들은 signal을 감지한 후에 압축 하고 receiver에게 압축 된 signal을 보낸다. Receiver에서는 모든 signal을 받은 후에 각각의 signal의 공통되는 성분을 이용하여 복구를 시도 하게 된다.

## III. 제안하는 복구 방법

본 논문에서는, MS문제에서 signal들이 sparse하고, sensor들이 밀집해 있을 경우 각각의 sensor들이 감지한 signal들의 correlation을 collection node(이하 receiver)쪽에서 알고 있다는 전제에서 문제를 풀어 간다. 이러한 전제에서는, 각각의 sensor들은 더 이상 서로 signal을 교환 할 필요가 없이 적당한 길이로 압축을 한 후에 receiver에게 signal을 전송하면 된다. 그리고 receiver쪽에서 correlation을 이용할 경우 sensor들이 receiver에게 보내는 signal measurement의 양이 줄어드는 것을 simulation으로 보인다. 제안하는 방법의 절차는 다음과 같다.

Step 1) 각 sensor들은 독자적으로 signal을 감지한다.

Step 2) 각 sensor들은 감지한 signal을 random measurement matrix인  $F$ 에 투영을

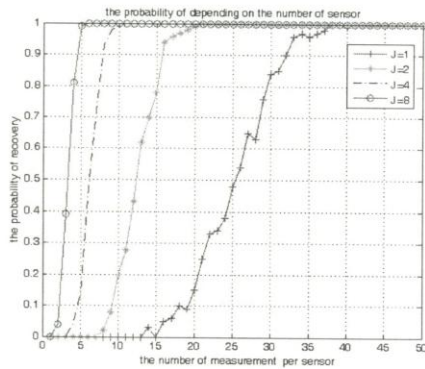
시켜 압축된 signal을 획득한다.

Step 3) 각 sensor들은 receiver에게 step 2)에서 얻은 압축된 signal을 보낸다.

Step 4) Receiver는 전제 조건에서 말한 것처럼, correlation 정보들과 random measurement matrix를 이용하여 복구 시 필요한 matrix를 생성한다.

Step 5) Receiver는 Step 4)에서 생성한 matrix와 sensor들로부터 받은 signal중에 기준이 되는 signal을  $l_1$  minimization 방법에 적용하여 문제를 해결한다.

위에서 제안한 방법을 적용할 수 있는 응용 분야는 많다. 앞에서 언급한 바대로, WSN에 적용 할 수 있다. 어떤 source를 감지하기 위해 sensor들을 밀집하게 배치할 하였을 때, sensor들의 위치가 가까우면 가까울수록 sensor들이 감지한 signal의 correlation은 높아진다. 따라서 위에서 제안한 방법을 이용하면



(그림 1) 각각의 sensor에서 압축을 한 후에 receiver에서 correlation filter를 이용하여 복구 할 때 sensor의 수가 증가함에 따라 각 sensor가 receiver에게 보내는 signal의 양이 감소한다.

transmit power를 적게 사용 하면서, receiver에게 measurement를 전달 할 수 있다. 또 다른 응용으로 Multi-EEG signal을 들 수 있다. 이 signal은 매우 sparse하고, EEG sensor들이 매우 밀집해 있기 때문에 각 EEG sensor가 감지한 signal들은 매우 높은 correlation을 가진다. 따라서 이러한 correlation을 receiver에서 이용을 할 수 있다면, 적은 양의 resource를 소비를 할 수 있게 된다.

#### IV. 실험 결과

우리는 여러 개의 sensor가 있고 각 sensor들이 감지한 signal이 매우 높은 correlation관계가 있을 때 이 관계를 이용하여 signal 복구시 필요한 measurement의 수가 어떻게 변화하는지 판단 할 것이다. 먼저 공통적인 실험 조건으로는 각 node들은 획득한 signal의 총 길이(N)가 512이고 0이 아닌 성분의 개수(K)는 4개이다. Sensor들이 감지한 signal의 correlation 값은 exponential distribution에 의해 생성을 하였다. 그리고 sensor의 수를 1, 2, 4, 8개씩 증가시키면서, 각각의 실험 당 총 1000번의 테스트를 실시를 하였다.

(그림 1)은 시뮬레이션 결과로서, x축은 각각의 sensor가 보내는 measurement의 개수 이고, y축은 성공적인 복구 확률을 나타낸다.

(그림 1)에서 빨간색 선은 sensor의 수가 1개 일 때의 결과이다. 그림을 통해 알 수 있듯이 sensor의 수가 1개 일 때 복구 확률이 1로 되기 위해서는 40개 정도의 measurement의 수가 필요하다. 초록색 선은 sensor의 수가 2개 일 때의 결과로서, 확률이 1이 되는 시점은 measurement의 수가 20여개 일 때 발생한다.

즉 시뮬레이션 결과는, sensor의 수가 증가 할수록 각각 sensor가 보내는 measurement 수가 감소하는 것을 확인 할 수 있다.

#### V. 결론

본 논문에서는 MS문제에서 각각의 sensor들이 서로 감지한 signal을 교환 하지 않아도, receiver가 sensor들 사이의 correlation을 알 수 있다면 필요한 measurement의 양을 줄일 수 있다는 것을 시뮬레이션을 통해 입증하였다. 앞으로 연구할 방향은 어떻게 receiver가 inter-sensor correlation을 파악 할 수 있는지를 보이하고자 한다. 또 CS algorithm을 수학적으로 분석 하여 simulation 결과와 비교 분석 하고자 한다.

#### 참고 문헌

- [1] Richard Baraniuk, "Compressive sensing" IEEE Signal Processing Magazine, 24(4), pp. 118-121, July, 2007.
- [2] Z. Xiong, A. Liveris, and S. Cheng,

- "Distributed source coding for sensor networks", IEEE signal processing Mag., vol. 21, pp. 80-94, Sept. 2004
- [3] R.G. Baraniuk, M. Davenport, R. DeVore, and M.B. Wakin, "A simple proof of the restricted isometry principle for random matrices (aka the Johnson-Lindenstrauss lemma meets compressed sensing)," Constructive Approximation, 2007 [Online]. Available: <http://dsp.rice.edu/cs/jlcs-v03.pdf>
- [4] E. Candès, J. Romberg, and T. Tao, "Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information," IEEE Trans. Inform. Theory, vol. 52, no. 2, pp. 489 - 509, Feb. 2006.
- [5] Emmanuel Candès and Justin Romberg, "Recovery of Sparse Signals via Convex Programming", <http://www.acm.caltech.edu/llmagic>
- [6] D. Baron, M. Wakin, M. Duarte, S. Savotham, and R. G. Baraniuk, "Distributed compressed sensing," 2005.
- [7] D. Donoho, "Compressed sensing," IEEE Trans. Inform. Theory, vol. 52, no. 4, pp. 1289 - 1306, Apr. 2006.