

병렬OMP 기법을 통한 복수 측정 벡터기반 성진 신호의 복원

박정홍 · 반태원 · 정방철*

Sparse Signal Recovery with Parallel Orthogonal Matching Pursuit for Multiple Measurement Vectors

Jeonghong Park · Tae Won Ban · Bang Chul Jung*

Department of Information and Communication Engineering, Gyeongsang National University, Tongyeong
650-160, Korea

요 약

본 논문에서는 복수측정벡터 환경에서 성진 신호의 복원을 위하여 널리 사용되고 있는 Simultaneous orthogonal matching pursuit (S-OMP) 기술을 보완한 병렬 OMP 기법을 제안하고 그 성능을 분석한다. Parallel orthogonal matching pursuit(POMP) 알고리즘은 간단하지만 성능면에서 매우 효과적이다. 제안된 병렬 OMP알고리즘은 첫 번째 반복 과정에서 관찰 행렬과 상관도가 높은 인덱스 집합을 여러 개 (M) 선택한다. 그 후, 선택된 각각의 인덱스를 첫 번째 인덱스로 하는 각 병렬 OMP블록에서 S-OMP 알고리즘 기법이 병렬적으로 동작한다. 마지막으로 입력된 신호 복원을 위해 잔차가 가장 작은 POMP블록의 인덱스 집합을 선택한다. 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 100%복원 가능한 sparsity 개수가 기존의 S-OMP 기법에 비해 M 이 증가함에 따라 향상되는 것을 확인했으며, 평균 제곱 오차 측면에서도 SNR에 상관없이 성능 개선효과가 있음을 확인하였다.

ABSTRACT

In this paper, parallel orthogonal matching pursuit (POMP) is proposed to supplement the simultaneous orthogonal matching pursuit (S-OMP) which has been widely used as a greedy algorithm for sparse signal recovery for multiple measurement vector (MMV) problem. The process of POMP is simple but effective: (1) multiple indexes maximally correlated with the observation vector are chosen at the first iteration, (2) the conventional S-OMP process is carried out in parallel for each selected index, (3) the index set which yields the minimum residual is selected for reconstructing the original sparse signal. Empirical simulations show that POMP for MMV outperforms than the conventional S-OMP both in terms of exact recovery ratio (ERR) and mean-squared error (MSE).

키워드 : 압축 센싱, 성진 신호 복원, 동시 직교 매칭 퍼스, 복수측정벡터, 평균제곱오차

Key word : Compressed sensing, Sparse signal recovery, Simultaneous OMP, Multiple measurement vectors, Mean squared error

접수일자 : 2013. 09. 04 심사완료일자 : 2013. 09. 25 게재확정일자 : 2013. 10. 09

* Corresponding Author Bang Chul Jung(E-mail:bcjung@gnu.ac.kr, Tel:+82-55-772-9171)

Department of Information and Communication Engineering, Gyeongsang National University, Tongyeong 650-160, Korea

Open Access <http://dx.doi.org/10.6109/jkiice.2013.17.10.2252>

print ISSN: 2234-4772 online ISSN: 2288-4165

©This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.
Copyright © The Korea Institute of Information and Communication Engineering.

I. 서 론

압축센싱은 underdetermined 선형측정 신호들로부터 성진 신호를 복원하는 기법이다 [1]-[3]. 대부분의 압축 센싱 이론은 단수측정 벡터 (single measurement vector, SMV) 신호를 입력신호로 해서 얻은 수신신호를 복원하는데 많은 연구가 이루어져 왔다. 다시 말해서 $m < n$ 인 양수 m 과 n 이 있을 때, SMV 압축센싱 문제는 아래와 같이 나타낼 수 있다 [4],[5].

$$\begin{aligned} & \text{minimize} \quad \|x\|_0 \\ & \text{subject to} \quad y = Ax \end{aligned} \quad (1)$$

여기서 $y \in R^m$, $A \in R^{m \times n}$, $x \in R^n$, 그리고 $\|x\|_0$ 는 SMV 입력신호 x 벡터의 0이 아닌 원소의 개수이다. 위의 수식(1)은 ℓ_0 최적화 문제로 성능은 뛰어나지만 복잡도가 상당히 높아 그 대안으로 greedy 알고리즘, ℓ_1 최적화 알고리즘 등이 널리 연구되어 왔다.

최근 압축 센싱 분야에서 관심을 받고 있는 추가적인 연구는 다수측정벡터 (multiple measurement vector, MMV) 신호를 입력신호로 해서 얻은 수신 신호를 복원하는 기법이다 [6]. MMV 문제는 0이 아닌 support를 공유하는 성진 신호 집합의 복원을 다룬다. 그림 1은 MMV 문제에서 관찰 행렬과 성진신호 행렬, 측정행렬로 구성된 압축센싱기법을 보여준다.

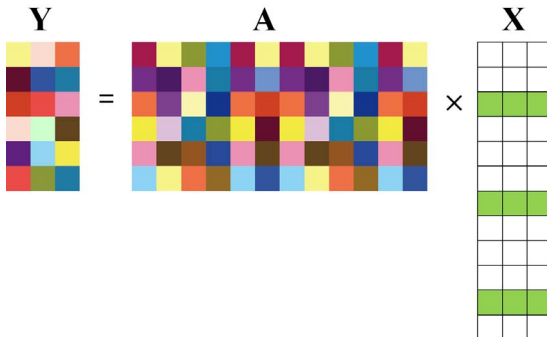


그림 1. MMV에서의 압축센싱기법을 도식화한 모형
Fig. 1 Model of widely known compressed sensing for MMV

m, n, s 는 양수이고, $m < n$ 임을 가정할 때, 본 논문에서 m 은 측정벡터들의 길이를 나타내고, s 는 복수 측정벡터의 수를 나타낸다. n 은 SMV에서와 동일하게 성진신호의 길이를 나타낸다. 그림1에서 $Y \in R^{m \times s}$ 에 대해 측정 행렬이 $A \in R^{m \times n}$ 이고, $X \in R^{n \times s}$ 이면 Y 는 아래와 같이 나타낼 수 있다.

$$Y = AX + Z \quad (2)$$

여기서 Z 는 가우시안 잡음을 나타낸다. 수식 (2)에서 MMV 신호복원 문제는 아래와 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} & \text{minimize} \quad \|X\|_0 \\ & \text{subject to} \quad Y = AX \end{aligned} \quad (3)$$

여기서 $X = [x_1, \dots, x_s] \in R^{n \times s}$ 그리고 $\|X\|_0 = \sum \|x_i\|_0$ 이다.

$\text{supp } X = \{1 \leq i \leq n : x_i^j \neq 0\}$ 이고, x_i^j 는 X 의 i 번째 열이다. SMV 문제에서와 같이 수식 (3)는 복잡도가 매우 높아 최근에 압축센싱 분야의 MMV문제를 풀기 위해 simultaneous orthogonal matching pursuit (S-OMP), multiple signal classification(MUSIC) 알고리즘, mixed norm을 이용한 convex relaxation 알고리즘, 다중 sparse bayesian learning(M-SBL)등이 활발하게 연구되고 있다 [7].

본 논문에서는 MMV문제를 풀기위한 여러 가지 기법중 복원성능이 비교적 뛰어나고 복잡도가 낮아 가장 널리 쓰이고 있는 S-OMP알고리즘을 개선한 MMV를 위한 병렬 OMP 알고리즘을 제안하고 그 성능을 분석한다. 본 논문은 다음과 같이 구성된다. 2장에서는 제안된 병렬 OMP 알고리즘의 구성을 설명하고, 3장에서는 제안된 병렬 OMP 알고리즘의 성능분석을 위한 컴퓨터 시뮬레이션 결과를 나타내었으며, 4장에서는 결론을 맺는다.

II. MMV 문제를 위한 POMP 알고리즘

S-OMP 알고리즘은 압축센싱 기법으로 얻은 수신신호 $\mathbf{Y}$ 를 통해 입력신호 $\mathbf{X}$ 를 추정함에 있어서 $\mathbf{X}$ 를 이루고 있는 0이 아닌 신호의 열을 단계적으로 찾아가는 기술이다. 매 반복과정에서 측정 행렬과 수신신호의 상관도를 측정하여 가장 큰 상관도의 열을 $\hat{\mathbf{X}}$ 의 첫 번째 0이 아닌 신호의 열로 선택한다. 그리고 $\mathbf{Y} - \mathbf{A}\hat{\mathbf{X}}$ 을 $\hat{\mathbf{Y}}$ 으로 새롭게 정의하고, 그 다음 반복과정에서 $\mathbf{Y}$ 대신 $\hat{\mathbf{Y}}$ 과 측정벡터의 상관도를 측정하여 그다음 $\hat{\mathbf{X}}$ 의 0이 아닌 신호의 열을 결정한다. 이러한 반복과정을 $\mathbf{X}$ 의 0이 아닌 신호의 개수 k 만큼 수행하여 최종 $\hat{\mathbf{X}}$ 를 결정하는 알고리즘이다.

MMV를 위한 POMP의 주요 아이디어는 S-OMP 알고리즘에서 인덱스를 선택할 때 1개만의 인덱스를 선택하여 신호를 복구하는 것이 최선의 방법이 아닐 경우도 존재할 수 있다는 것이다.

MMV를 위한 POMP 알고리즘은 수신신호 $\mathbf{Y}$ 와 측정행렬 $\mathbf{A}$ 의 상관도가 큰 순서대로 M 의 개수만큼 인덱스를 선택한다. 그렇게 선택된 인덱스 각각을 첫 번째 인덱스로 하는 총 M 개의 POMP블록이 만들어지고, 각각의 블록에서는 S-OMP알고리즘과 같은 방식으로 $\hat{\mathbf{X}}$ 을 추정하고, 마지막에 잔차가 가장 작은 블록의 $\hat{\mathbf{X}}$ 을 최종적으로 선택하는 알고리즘이다. 아래는 MMV를 위한 POMP 알고리즘의 수행절차이다.

Algorithm of POMP for MMV

Input:

- A $m \times s$ matrix $\mathbf{Y}$ of output signals
- A $m \times n$ matrix $\mathbf{A}$ of measurement matrix
- The number k of sparsity in the input signals
- The number M of parallel fact

Output:

- A set Λ_{M_T} containing k indices
- A $m \times s \times M$ approximation matrix $\mathbf{A}_{M_T}$
- A $m \times s \times M$ residual matrix $\mathbf{R}_{M_T}$

Initialization:

1. Initialize the residual matrix $\mathbf{R}_{m_0} = \mathbf{Y}$, the index set $\Lambda_{m_0} = \emptyset$, and the iteration counter $t=1$, and the

parallel counter $m = 1$.

2. Find an initial index λ_{m_t} that solves the easy optimization problem

$$\max_{i \in \Lambda} \sum_{j=1}^s |\langle \mathbf{R}_{m_{t-1}} c_j, \mathbf{a}_i \rangle|^2.$$

- c_j is the j -th canonical basis vector.

3. Set $\Lambda_{m_t} = \Lambda_{m_{t-1}} \cup \{\lambda_{m_t}\}$.
4. Determine the orthogonal projector $\mathbf{P}_{m_t}$ onto the span of the index in Λ_{m_t} .
5. Calculate the new approximation and residual:

$$\mathbf{A}_{m_t} = \mathbf{P}_{m_t} \mathbf{Y}$$

$$\mathbf{R}_{m_t} = \mathbf{Y} - \mathbf{A}_{m_t}.$$
6. Increase m , and return to Step 1 if $m < M$, and increase t , $m = 1$, and go to procedure if $m = M$

Procedure:

1. Find an index λ_{m_t} that solves the easy optimization problem

$$\max_{i \in \Lambda} \sum_{j=1}^s |\langle \mathbf{R}_{m_{t-1}} c_j, \mathbf{a}_i \rangle|^2.$$

- c_j is the j -th canonical basis vector.

2. Set $\Lambda_{m_t} = \Lambda_{m_{t-1}} \cup \{\lambda_{m_t}\}$.
3. Determine the orthogonal projector $\mathbf{P}_{m_t}$ onto the span of the index in Λ_{m_t} .
4. Calculate the new approximation and residual:

$$\mathbf{A}_{m_t} = \mathbf{P}_{m_t} \mathbf{Y}$$

$$\mathbf{R}_{m_t} = \mathbf{Y} - \mathbf{A}_{m_t}.$$
5. Increase m , and return to Step 1 if $m < M$, and increase t , $m = 1$, and return to step 1 if $m = M$ and $t < K$

6. Select $\hat{\mathbf{X}}_m$

$$\min_m \|\mathbf{R}_m\|_1$$

초기화 2번째 스텝에서 $\mathbf{a}_i \in \mathbf{A}^T$ 는 측정행렬 $\mathbf{A}^T$ 의 i 번째 열이 되겠고, 각 열과 $\mathbf{R}_{m_t}$ 사이의 내적을 통해 나온 $1 \times s$ 벡터의 합이 가장 큰 i 가 $\hat{\mathbf{X}}$ 의 첫 번째 0이 아닌 열이 되겠다. c_j 는 $\mathbf{R}_{m_t}$ 의 행을 나타낸다.

4번째 스텝의 $\mathbf{P}_{m_t}$ 는 슈도인버스 방법을 통해 계산 가능하다. 초기화 절차를 M 번 하게 되면 각 POMP블

록에 M 개의 인덱스와 잔차가 선택되게 되고, iteration counter t 를 2로 증가 시키고 초기화 절차를 마치게 된다.

Procedure에서 각 POMP블록 별로 S-OMP를 $k-1$ 만큼 수행 후 procedure step 6에서 잔차가 가장 작은 POMP블록의 $\hat{\mathbf{X}}$ 을 최종 선택하게 된다.

여기서 만약 $s = 1$ 이고, $M = 1$ 이면 SMV에서의 OMP알고리즘과 유사하다. 그리고 $s = 1$ 이고, $M > 1$ 이면 SMV에서의 POMP알고리즘과 유사하다.

위에서 보는 것과 같이 MMV를 위한 POMP 알고리즘은 S-OMP 알고리즘이 가지고 있는 상관도가 높은 인덱스를 1개씩만 선택할 때의 오류 확률을 줄일 수 있는 간단하면서도 효율적인 알고리즘이다.

Iteration	OMP	POMP (M=3)
1	$\Lambda_1 = \{a_6\}$	$\Lambda_1^1 = \{a_6\}, \Lambda_1^2 = \{a_3\}, \Lambda_1^3 = \{a_8\}$
2	$\Lambda_2 = \{a_6, a_2\}$	$\Lambda_2^1 = \{a_6, a_2\}, \Lambda_2^2 = \{a_3, a_4\}, \Lambda_2^3 = \{a_6, a_7\}$
3	$\Lambda_3 = \{a_6, a_2, a_5\}$	$\Lambda_3^1 = \{a_6, a_2, a_5\}, \Lambda_3^2 = \{a_3, a_4, a_{10}\}, \Lambda_3^3 = \{a_6, a_7, a_1\}$
⋮	⋮	⋮

그림 2. MMV를 위한 POMP 기법 기반의 인덱스 집합 형성 과정.

Fig. 2 Example of index set generation of POMP for MMV in the case that $M=3$.

그림 2 는 MMV를 위한 POMP 기법의 인덱스 집합 형성 과정의 예를 한눈에 보여준다. 그림에서 a_i 는 측정 행렬의 i 번째 열을 나타내고 Λ_t^j 는 t 번째 반복과정에서의 j 번째 인덱스 후보 집합을 나타낸다. 기존의 S-OMP의 경우 1번째 과정에서 a_6 가 선택되고 2번째 과정에서 a_2 가 추가된다. 3번째 반복과정에서 a_5 가 추가된다. S-OMP의 경우 sparsity ($\mathbf{X}$ matrix에서 0이 아닌 열의 개수)가 k 일 때, 이러한 반복과정을 k 번 반복한다. 그림 2에서 제안된 MMV를 위한 POMP 기법은 1 번째 반복과정에서 a_6, a_3, a_8 이 함께 선택된다. 2 번째 반복과정에서는 첫 번째 후보 집합은 a_2 가 추가되고, 두 번째와 세 번째 후보 집합에는 각각 a_4, a_7 이 추가된다. 물론 동일한 인덱스가 추가되는 경우도 있고, 반복 과정이 진행되는 과정에서 후보 집합이 정확히 일치하는 경우도 발생하는데, 이렇게 정확히 후보 집합이 일치하는 경우 2개의 후보 집합을 합치고 새로운 후보 집

합을 만들어 전체적으로 항상 M 개의 S-OMP알고리즘이 병렬로 동작하도록 하는 방법과 새로운 후보 집합을 만들지 않고 k 번을 반복하도록 하는 방법을 설정할 수 있다. 이 두 가지 방법은 성능향상과 복잡도 사이의 trade-off가 존재한다. 본 논문에서는 전자의 방법으로 시뮬레이션을 수행하였다. 마지막 k 번째 반복과정에서는 각 POMP블록에서 만든 M 개의 인덱스 집합 중 잔차 [4]가 가장 작은 후보 집합을 선택하고, $\mathbf{X}$ 를 추정한다.

III. 모의실험 결과 및 분석

본 논문에서는 제안한 MMV를 위한 POMP의 성능 분석을 위하여 컴퓨터 시뮬레이션을 수행하였다. 성능의 비교를 위해 M 의 개수를 1, 4, 8, 16, 64개로 각각 늘여 가면서 시뮬레이션을 수행하였다. 여기서 $M = 1$ 은 S-OMP 기법을 나타낸다. 입력신호의 sparsity 는 k 로 나타내고, 복수 측정벡터의 개수 s 는 5와 10 두 가지 경우를 가정하였다. 입력 신호 $\mathbf{X}$ 는 각각의 원소가 평균이 0이고 분산이 1 인 가우스 분포를 갖는 가우스 신호를 사용하였고, 그림 3은 256×5 , 그림 4는 256×10 행렬인 신호를 사용하였다. 측정 행렬은 각 원소가 평균이 0이고 분산이 $\frac{1}{m}$ 인 가우스 분포로부터 만들었다. 여기서 m 은 측정 행렬의 열의 길이를 나타내고, $\mathbf{A}$ 는 128×256 행렬이다.

그림 3과 4는 잡음이 존재하지 않는 경우에 exact recovery ratio (ERR)를 나타내고 있다. ERR 은 입력신호 행렬에서 0 이 아닌 열들의 위치를 정확히 찾아내는 확률을 나타내고, 이때 입력신호 자체를 추정하는 것이 아니고 0 이 아닌 열의 위치만 정확히 찾는 추정이다. 그림 3과 4에서 x 축은 sparsity를 나타낸다.

그림 5와 6은 잡음이 존재하는 경우 원 신호 행렬인 $\mathbf{X}$ 와 제안된 MMV를 위한 POMP를 통하여 추정한 $\hat{\mathbf{X}}$ 의 mean-square error (MSE)를 SNR에 따라 나타내고 있다. 여기서 SNR 식은 다음과 같이 주어진다.

$$SNR = \frac{E[\|\mathbf{AX}\|^2]}{E[\|\mathbf{Z}\|^2]} \quad (4)$$

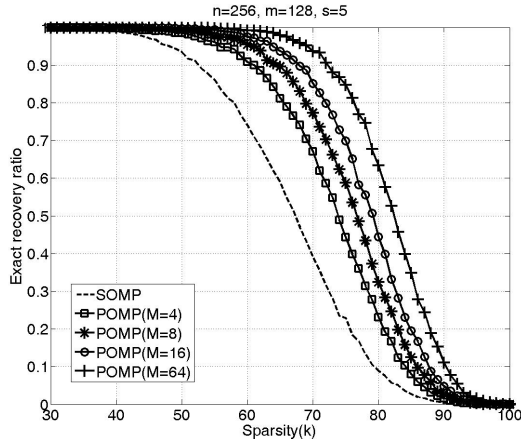


그림 3. 잡음이 존재하지 않는 환경에서 제한한 MMV를 위한 POMP 기법의 ERR 성능 ($s=5$)

Fig. 3 Exact recovery ratio(ERR) of POMP for MMV for varying sparsity without noise ($s=5$).

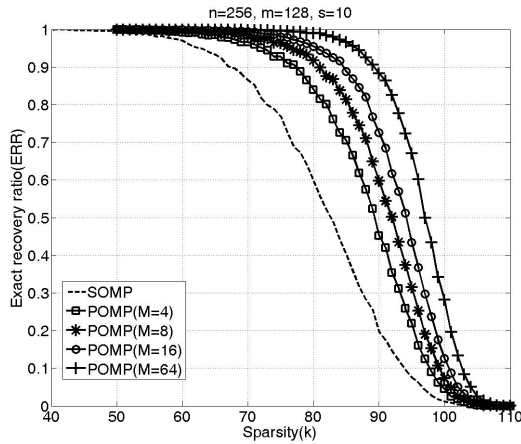


그림 4. 잡음이 존재하지 않는 환경에서 제한한 MMV를 위한 POMP 기법의 ERR 성능 ($s=10$)

Fig. 4 Exact recovery ratio(ERR) of POMP for MMV for varying sparsity without noise ($s=10$).

그리고 MMV를 위한 POMP를 통하여 복원한 신호 $\mathbf{X}$ 의 추정행렬을 $\hat{\mathbf{X}}$ 라 가정하면 MSE는 다음 식으로 주어진다.

$$MSE = \frac{E[\|\mathbf{X} - \hat{\mathbf{X}}\|^2]}{s} \quad (5)$$

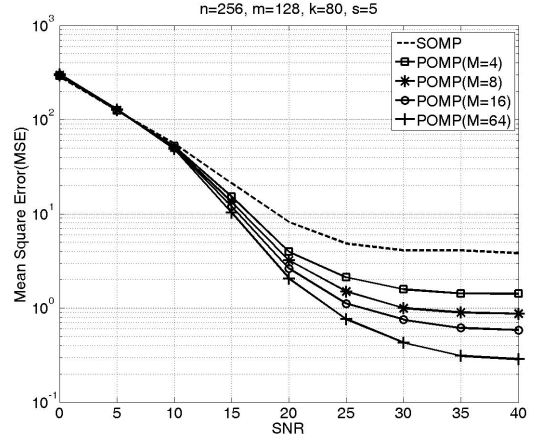


그림 5. 잡음이 존재하는 환경에서 제한한 POMP 기법의 SNR에 따른 MSE 성능 ($s=5$)

Fig. 5 Mean squared error (MSE) of POMP with noise for varying SNR values ($s=5$).

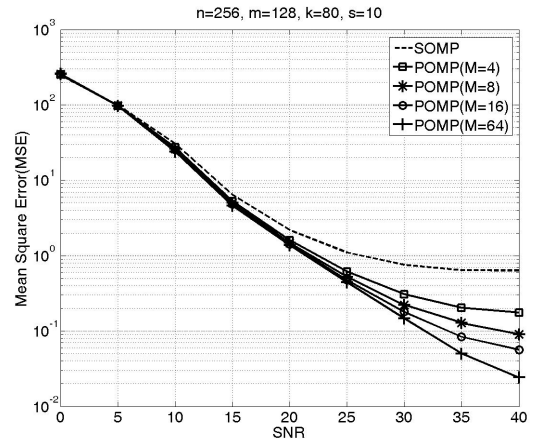


그림 6. 잡음이 존재하는 환경에서 제한한 POMP 기법의 SNR에 따른 MSE 성능 ($s=10$)

Fig. 6 Mean squared error (MSE) of POMP with noise for varying SNR values ($s=10$).

그림 5에서 sparsity는 60, s 는 5로 가정하였고, 그림 6에서는 sparsity를 60, s 는 10으로 가정하였다.

그림 3과 4에서 보는 바와 같이 제한한 MMV를 위한 POMP에 의해 M 이 4만 되어도 S-OMP 알고리즘 보다 우수한 성능을 가지며, M 이 커질수록 성능이 좋아진다. 100% 복원을 위한 sparsity의 최대 값에 대하여, 그림 3에서 S-OMP는 33, POMP $M=4$ 은 43,

$M=8$ 은 48, $M=16$ 은 52, $M=64$ 은 57의 값을 가지고, 그림 4에서 S-OMP는 46, POMP $M=4$ 은 59, $M=8$ 은 63, $M=16$ 은 66, $M=64$ 은 73의 값을 가진다. 그림 5와 6에서 SNR 값에 상관없이 MMV를 위한 POMP에 의해 M 값이 복수일 경우 S-OMP 보다 성능이 약 0dB~10dB 정도 우수한 것을 확인 할 수 있다.

IV. 결 론

본 논문에서 MMV신호 복원을 위하여 복원성능이 비교적 좋고 복잡도가 낮아 압축센싱으로 얻은 수신신호를 복원하는데 가장 잘 알려진 S-OMP 알고리즘 방식을 개선한 MMV를 위한 POMP 알고리즘을 제안하였다. MMV를 위한 POMP알고리즘은 복잡도와 성능사이에 trade-off가 존재한다. 특히 복수 측정 벡터의 개수가 증가하면 M 개수를 조금만 증가 시켜도 성능개선 효과를 충분히 얻을 수 있다.

감사의 글

본 연구는 미래부가 지원한 2013년 정보통신·방송(ICT) 연구개발사업의 연구결과로 수행되었음.

REFERENCES

- [1] E. Candes, J. Romberg, and T. Tao, "Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information," IEEE Trans. Inf. Theory, Vol. 52, no. 2, pp. 489-509, Feb. 2006.
- [2] D. Donoho, "Compressed sensing," IEEE Trans. Inf. Theory, vol. 52, no. 4, pp. 1289-1306, Apr. 2006.
- [3] B. C. Jung and W. -Y. Shin, "Applications of compressed sensing to next-generation communication networks," KICS Journal, Vol. 28, No. 9, pp. 69-75, Sept. 2011.
- [4] J. A. Tropp and A. C. Gilbert, "Signal Recovery From Random Measurements Via Orthogonal Matching Pursuit," IEEE Trans. Inf. Theory, vol. 53, no. 12, Dec. 2007.
- [5] D. Needell and J. A. Tropp, "CoSaMP: Iterative Signal Recovery from Incomplete and Inaccurate Samples," Applied and Computational Harmonic Analysis, vol. 26, no. 3, pp. 301-321, Mar. 2009.
- [6] J. Chen and X. Huo, "Theoretical results on sparse representations of multiple measurement vectors," IEEE Trans. on Signal Processing, vol. 54, no. 12, pp. 4634 - 4643, 2006.
- [7] J. M. Kim, O. K. Lee, and J. Ye, "Compressive MUSIC: Revisiting the link between compressive sensing and array signal processing," IEEE Trans. Inf. Theory, vol. 58, No.1, pp. 278-301, Jan. 2012.



박정홍(Jeonghong Park)

2011년 2월 한국평생교육진흥원 정보통신공학 학사

2011년 3월 경상대학교 정보통신공학과 석박사통합과정

※관심분야: Compressed Sensing, 차세대 이동통신 시스템(4G, Beyond 4G, and 5G), 간섭 정렬, MIMO, 분산안테나 시스템



반태원(Tae-Won Ban)

1998년 2월 경북대학교 전자공학과 학사

2000년 2월 경북대학교 전자공학과 석사

2010년 2월 KAIST 전기전자공학과 박사

2000년 2월~2012년 8월 KT 네트워크부문

2012년 9월~현재 경상대학교 정보통신공학과 조교수

※관심분야: 이동통신, 자원관리, 간섭관리, 협력 및 중계통신, 인지통신, 주파수 공유, 차세대 이동통신 시스템



정방철(Bang Chul Jung)

2002년 2월 아주대학교 전자공학부 학사

2004년 8월 KAIST 전자전산학과 석사

2008년 2월 KAIST 전자전산학과 박사

2008년 3월~2009년 8월 KAIST IT 융합연구소 팀장

2009년 9월~2010년 2월 KAIST IT 융합연구소 연구교수

2010년 3월~현재 경상대학교 정보통신공학과 조교수

※관심분야 : 이동통신, 신호처리, 협력 및 중계통신, Cognitive Radios, Compressed Sensing, 차세대 이동통신 시스템