

다중사용자 공간변조시스템에서 압축센싱기반 신호복원 기법

박정홍, 반태원*, 정방철^o

A Compressed Sensing-Based Signal Recovery Technique for Multi-User Spatial Modulation Systems

Jeonghong Park, Tae-Won Ban*, Bang Chul Jung^o

요약

본 논문에서는 다중사용자 (Multiuser, MU)환경의 상향링크 공간변조 (Spatial Modulation, SM)시스템 (MU-SM)에서 병렬직교매칭퍼 suit (Parallel OMP, POMP)검출 기법을 적용하여 신호 복원 성능을 개선하는 기법을 제안하고 그 성능분석을 한다. MU-SM시스템의 전송신호는 사용자당 N_t 개의 안테나중 1개의 안테나만을 사용하여 변조심벌을 전송하는 특성이 있으므로 수신단에서 신호복원 시 이러한 특성을 고려한다. MU-OMP기법은 첫 번째 반복과정을 수행 후 두 번째 이후의 인덱스를 찾을 때는 이전의 인덱스에 해당하는 안테나를 가진 사용자의 모든 안테나 인덱스를 제외하고 다음 인덱스를 찾는다. 이것은 한명의 사용자 안테나들 중 2개 이상의 인덱스가 선택되는 것을 방지하여 오류 확률을 줄일 수 있다. 시뮬레이션을 통해 제안한 MU-OMP와 MU-POMP 검출 기법이 기존의 압축센싱기반의 신호복원기술보다 성능이 월등함을 확인하였다.

Key Words : Multiuser, Spatial modulation, Sparse signal recovery, Orthogonal matching pursuit, Multiple input and multiple output system

ABSTRACT

In this paper, we propose a compressed sensing-based signal recovery technique for an uplink multi-user spatial modulation (MU-SM) system. In the MU-SM system, only one antenna among N_t antennas of each user becomes active by nature. Thus, this characteristics is exploited for signal recovery at a base station. We modify the conventional orthogonal matching pursuit (OMP) algorithm which has been widely used for sparse signal recovery in literature for the MU-SM system, which is called MU-OMP. We also propose a parallel OMP algorithm for the MU-SM system, which is called MU-POMP. Specifically, in the proposed algorithms, antenna indices of a specific user who was selected in the previous iteration are excluded in the next iteration of the OMP algorithm. Simulation results show that the proposed algorithms outperform the conventional OMP algorithm in the MU-SM system.

※ 본 연구는 2013년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 기초연구사업지원금을 받아 수행된 것임(2013R1A1A2A10004905)

First Author : Department of Information and Communication Engineering, Gyeongsang National University, jhpark.win@gnu.ac.kr, 학생회원

^o Corresponding Author : Department of Information and Communication Engineering & Institute of Marine Industry, Gyeongsang National University, bcjung@gnu.ac.kr, 종신회원

* Department of Information and Communication Engineering & Institute of Marine Industry, Gyeongsang National University, twban35@gnu.ac.kr, 종신회원

논문번호 : KICS2014-05-211, Received May 31, 2014; Revised July 9, 2014; Accepted July 9, 2014

1. 서 론

최근 다중입·출력 시스템(Multiple input and output, MIMO) 환경에서 안테나의 개수가 매우 많은 Massive MIMO 시스템에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다^[1]. Massive MIMO 시스템은 자원 효율성, 높은 신뢰도 등의 장점을 가진다. 반면 한 번의 전송에서 매우 많은 안테나를 모두 사용하기 때문에 인접 공간채널간 간섭문제, 에너지 비효율성 문제, 송·수신단 복잡도 문제 등의 단점도 존재한다. 이런 문제점을 해결하기 위한 대안으로 공간변조(Spatial Modulation, SM) 기법이 제안되었다^[2]. 공간변조 기법은 안테나의 개수만큼 RF 체인이 존재하는 Massive MIMO 시스템과 달리 안테나의 개수는 기존의 Massive MIMO와 같지만 RF 체인은 1개만 존재하는 시스템이다. 따라서 공간변조 기법은 QAM 심볼 같은 변조 심볼과 추가적으로 안테나 인덱스에 정보를 실어서 전달한다. 이런 공간변조 시스템은 RF 체인에 의한 복잡도, 시스템의 크기, 가격을 줄일 수 있다.

다중사용자(Multiuser, MU) 환경에서 공간변조 기법을 적용하는 다중사용자 공간변조 (MU-SM) 시스템 환경을 고려하면, 기존의 Massive MIMO 시스템 환경의 User는 1개 이상의 전송 안테나를 가질 수 있으며 RF 체인은 안테나의 개수와 동일하게 존재하는 반면, 공간변조 시스템 환경의 User는 1개 이상의 전송 안테나를 가질 수 있고 RF 체인은 1개만 존재한다. 공간변조 기법이 적용된 다중사용자 시스템의 기존 연구에서는 공간변조시스템의 사용자가 1명만 존재할 경우를 가정하거나^[3], 2명 이상의 사용자가 존재하는 시스템 환경을 가정한 경우에는 Maximum Likelihood (ML) 검출기법을 고려하여 송신신호를 복원하였다^[4]. 그러나 ML 검출 기법의 검출 복잡도로 인해 사용자를 3명으로 제한하였다. 하지만 사용자와 기지국의 안테나가 많은 차세대 시스템 환경에서는 ML 검출 기법의 검출 복잡도가 매우 증가한다. 따라서 MU-SM 시스템 환경에서 사용자와 안테나가 증가할 때 비교적 낮은 복잡도를 가지면서 검출 성능이 우수한 기법이 필요하다.

최근 이러한 신호 검출 기법의 복잡도 문제를 해소하기 위해 압축센싱(Compressed Sensing, CS) 기법을 이용한 신호의 검출 방법이 제안되었다^[5]. MU-SM 시스템에서 다중사용자 신호복원 문제는 압축센싱에서의 성긴 신호 복원 문제와 매우 유사하다. MU-SM 시스템에서의 수신 신호 복원에 압축센싱 기술을 적용하면 전체 사용자의 안테나 개수가 압축센싱문제에서

복원해야할 원신호의 벡터길이와 동일하고, 활성화되는 안테나의 개수는 압축센싱문제에서 0이 아닌 신호의 개수가 된다.

압축센싱에서 전송된 신호를 복원하는 기법 중 직교매칭퍼슈트(Orthogonal matching Pursuit, OMP) 기법은 비교적 낮은 복잡도로 비교적 우수한 성능을 보이는 것으로 알려져 있다^[6]. OMP 기법은 매 반복과정에서 수신 신호와 관찰 행렬과의 상관도가 높은 인덱스를 송신신호의 support(non-zero) 인덱스로 1개씩 선택하여 최종적으로 송신신호를 복원하는 기법이다. 하지만 OMP 기법은 성긴신호를 복원할 때, 최적의 성능을 보이는 ML 기법에 비해 복잡도는 낮지만 성능의 격차가 매우 큰 단점이 존재한다. 최근 OMP의 성능을 개선하기 위해 Parallel OMP (POMP) 기법이 제안되었다^[7]. POMP 기법은 매 반복과정에서 1개의 support 인덱스를 선택하는 OMP와 달리 $M (\geq 2)$ 개의 인덱스를 선택하여 병렬적으로 OMP 과정을 수행 후 마지막에 나온 M 개의 복원신호 중 잔차(Residual)가 가장 작은 복원신호를 최종적으로 선택하는 기법이다. POMP 기법은 OMP 기법에 비하여 복잡도가 M 배 증가하지만 성능이 매우 우수한 것으로 알려져 있다.

최근 공간변조 시스템에서 압축센싱기법을 이용하여 활성화된 안테나 인덱스를 검출하는 기법이 제안되었다^[8]. [8]에서 제안된 신호 검출기법에서 사용된 압축센싱기법은 기본적으로 OMP 알고리즘에 기반한다. 특히, 수신신호와 채널행렬과의 상관도를 이용하여 송신신호의 support 인덱스를 찾을 때 사용하는 채널행렬은 각 채널행렬의 열을 정규화한 변형된 형태의 행렬을 사용한다. 그러나 [8]에서는 다중사용자 환경이 고려되지 않았다. 다중사용자 상향링크 네트워크에서 다수 사용자중 데이터를 실제 송신한 사용자를 검출하는 알고리즘으로 압축센싱기술을 활용하는 연구도 최근 수행되었다^[9]. [9]에서는 압축센싱 알고리즘과 기존의 다중사용자 검출기법을 결합한 알고리즘이 제시되었고 압축센싱기법으로는 OMP 알고리즘이 고려되었다. 그러나 [9]에서 제시된 알고리즘을 본 논문에서 고려중인 MU-SM 시스템에 그대로 적용했을 경우 MU-SM 시스템의 특성이 고려되지 않아 성능이 다소 미흡할 것으로 예상된다.

본 논문에서는 기존의 OMP 기법을 MU-SM 시스템에 적용하여 ML 기법에 비하여 복잡도를 줄이고 비교적 성능이 우수한 MU-OMP 기법과 POMP 기법을 MU-SM 시스템에 접목하는 MU-POMP 기법을 제안

하고, 시뮬레이션을 통해 그 성능을 분석한다. 본 논문은 다음과 같이 구성된다. 제 2장에서는 MU-SM시스템의 통신환경을 소개하고 신호모형을 제시한다. 제 3장에서 MU-OMP기법과 MU-POMP기법을 제안한다. 제 4장에서 제안한 기법들의 성능분석을 위한 컴퓨터 시뮬레이션 결과를 나타내고, 제 5장에서는 결론을 제시한다.

II. 시스템 모델

본 논문에서는 각 사용자의 송신 안테나 수, 기지국의 안테나 수, 사용자 수를 N_t , N_r , K 로 각각 나타낸다. 그리고 각 사용자는 1개 이상의 안테나를 가질 수 있지만 RF 체인은 1개만 가진다고 가정하였다. 따라서 본 논문에서 고려하는 MU-SM시스템의 상향링크 전송률은 다음과 같이 표현된다.

$$b = K(\lfloor \log_2(N_t) \rfloor + \log_2|S|) \quad (1)$$

여기서 $\lfloor \cdot \rfloor$ 는 버림이고, $|S|$ 은 변조된 심볼의 개수를 의미한다. 따라서 수신단에서 수신되는 신호 $\mathbf{y} \in C^{N_r \times 1}$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$\mathbf{y} = \mathbf{H}\mathbf{x} + \mathbf{z} \quad (2)$$

여기서 $\mathbf{H} \in C^{N_r \times N_t K}$ 는 각 사용자의 채널행렬을 가로로 붙여 만든 행렬로서 각 원소의 평균이 0이고 분산이 1인 Complex Gaussian 랜덤변수로 구성된 페이딩 채널행렬을 나타내고, $\mathbf{x} \in C^{N_t K \times 1}$ 는 비 활성화된 안테나 인덱스에 해당하는 원소가 0이고, 활성화된 안테나 인덱스에 해당하는 원소에는 변조심볼이 전송되는 송신신호벡터를 나타낸다. $\mathbf{z} \in C^{N_r \times 1}$ 는 평균이 0이고 분산이 σ^2 인 수신단 백색 가우시안 잡음(AWGN)을 나타낸다.

MU-SM시스템에서의 k번째 사용자의 전송신호 \mathbf{x}_k 는 N_t 개의 원소 중 항상 1개의 원소만 0이 아닌 변조 심볼의 값을 갖는 특징이 있다. 상향링크에서 K 사용자의 송신신호 벡터 $\mathbf{x} \in C^{N_t K \times 1}$ 는 $\mathbf{x} = [\mathbf{x}_1^T \mathbf{x}_2^T \cdots \mathbf{x}_K^T]^T$ 이다. 이때 기존의 검출 기법인 ML기법으로 복원한 신호 $\hat{\mathbf{x}}_{ML}$ 은 다음과 같이 표현된다.

$$\hat{\mathbf{x}}_{ML} = \underset{\mathbf{x}}{\operatorname{argmin}} \|\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{x}\|_2^2 \quad (3)$$

여기서 K명의 사용자가 |S| 개의 심벌중 하나를 전송했을 때 비교해야할 값은 총 $(|S|N_t)^K$ 개라는 것이다. 따라서 사용자의 수와 각 사용자의 송신안테나 개수, 변조 심벌의 개수가 증가하면 ML 기법의 검출 복잡도가 매우 증가한다.

III. 제안한 MU-OMP 및 MU-POMP기법

본 장에서는 기존 ML검출 기법의 복잡도 문제를 해결하기 위해 압축센싱에서 전송된 신호를 복원하는 기법 중 낮은 복잡도로 비교적 우수한 성능을 보이는 OMP기법을 MU-SM 시스템에 적합하게 변형한 검출 기법을 제안한다. 제안하는 기법을 소개하기 전 기존의 OMP 기법을 특별한 변경없이 MU-SM 시스템에 적용하는 Conventional OMP 기법을 아래와 같이 제시한다.

수신신호 \mathbf{y} 와 채널행렬 \mathbf{H} 의 내적 $\langle \mathbf{H}, \mathbf{y} \rangle$ 을 통해 상관도가 가장 높은 인덱스를 찾는다.

해당 인덱스의 채널 행렬의 열들로 구성된 부분채널행렬 \mathbf{H}_Λ 의 Pseudo-inverse 행렬, $\mathbf{H}_\Lambda^\dagger$ 을 통해 $\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{H}_\Lambda^\dagger \mathbf{y}$ 를 구한다. 여기서 Λ 는 매 반복과정에서 나온 상관도가 높은 인덱스들의 집합이다.

수신신호 \mathbf{y} 와 $\hat{\mathbf{y}} = \mathbf{H}_\Lambda \hat{\mathbf{x}}$ 를 이용하여 잔차(Residual) $\mathbf{r} = \mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}}$ 을 구한다.

다음 반복과정에서 $\langle \mathbf{H}, \mathbf{r} \rangle$ 을 통해 두 번째 상관도가 높은 인덱스를 찾아 Λ 에 추가하고, 2번부터 3번까지의 과정을 $K-1$ 번 반복한다.

마지막으로 나온 $\hat{\mathbf{x}}$ 이 최종 복원 신호가 된다.

본 논문에서는 기존의 OMP기법을 MU시스템 환경에 적용 하여 성능을 개선할 수 있는 MU-OMP기법과 POMP기법을 MU시스템 환경에 적용 하여 성능을 개선할 수 있는 MU-POMP기법을 제안한다. 제안한 MU-OMP기법의 주요 아이디어는 MU-SM시스템의 전송신호는 총 KN_t 개의 안테나 인덱스 중 k번째 사용자의 신호는 전체 안테나 인덱스 중 $N_t(k-1) + 1$ 부터 $N_t k$ 까지의 구간에서 한개만 값이 존재하는 특정한 패턴을 이룬다는데 있다. 다시 말

하면 이 구간 안에서 이미 안테나 인덱스가 선택되면 이 구간안에서는 더 이상 다른 인덱스가 선택될 수 없다는 것이다. 따라서 MU-OMP기법은 첫 번째 반복과정을 수행 후 두 번째 이후의 인덱스를 찾을 때는 이전의 인덱스가 포함된 구간의 모든 안테나 인덱스를 제외하고 다음 인덱스를 찾는다. 이것은 한명의 사용자 안테나 인덱스 N_t 구간 안에서 2개 이상의 인덱스가 선택되는 것을 방지하여 오류 확률을 줄일 수 있다.

두 번째 제안한 기법은 MU-POMP로 기존의 OMP 기법의 성능을 개선한 Parallel OMP(POMP)기법을 MU-SM시스템 환경에 적용 하여 성능 개선을 하는 기법이다. MU-POMP 기법은 M 개의 MU-OMP과정을 병렬적으로 수행 하는 기법으로 $M=1$ 일 경우 MU-POMP 기법은 MU-OMP기법으로 동작한다. 그러므로 본 논문에서는 MU-POMP기법의 수행과정만을 제시하였다.

MU-POMP 알고리즘

입력:

- 수신신호 : $\mathbf{y} \in C^{N_r \times 1}$
- 채널행렬 : $\mathbf{H} \in C^{N_r \times N_t K}$
- 채널행렬의 i 번째 열: \mathbf{h}_i
- 사용자수 : K
- 병렬 MU-OMP과정 개수 : M

출력:

- U_t^m 는 $m(1 \leq m \leq M)$ 번째 MU-OMP과정에서 $t(1 \leq t \leq K)$ 번째 반복과정의 선택된 안테나 인덱스에 해당하는 사용자의 모든 안테나 인덱스들 집합
- Λ_t^m 는 m 번째 MU-OMP과정에서 t 번째 반복과정의 상관도가 가장 높은 안테나 인덱스들 집합
- \mathbf{r}_t^m 는 m 번째 MU-OMP과정에서 t 번째 반복과정의 잔차 벡터
- $\hat{\mathbf{x}}$ 는 최종 복원된 송신신호

초기화 단계:

1. 각 $m(1 \leq m \leq M)$ 에 대하여 $\mathbf{r}_0^m = \mathbf{y}$, $\Lambda_0^m = \emptyset$, $U_0^m = \emptyset$, $t=1$ 로 초기화한다.
2. 수신된 신호와 각 열의 l_2 -norm으로 정규화된 채널행렬의 열과의 상관도가 가장 큰 M 개의 열을

$\lambda_t^m (m \in 1, 2, \dots, M)$ 의 인덱스로 결정한다. 수식은 아래와 같다.

$$\lambda_t^1 = \operatorname{argmax}_{i=1}^{KN_t} |\langle \mathbf{y}, \mathbf{h}_i / \|\mathbf{h}_i\|_2 \rangle|^2$$

$$\lambda_t^2 = \operatorname{arg} \max_{i=1, i \neq \lambda_t^1}^{KN_t} |\langle \mathbf{y}, \mathbf{h}_i / \|\mathbf{h}_i\|_2 \rangle|^2$$

$$\lambda_t^3 = \operatorname{arg} \max_{i=1, i \neq \lambda_t^1, \lambda_t^2}^{KN_t} |\langle \mathbf{y}, \mathbf{h}_i / \|\mathbf{h}_i\|_2 \rangle|^2$$

$$\vdots$$

$$\lambda_t^M = \operatorname{arg} \max_{i=1, i \neq \lambda_t^1, \lambda_t^2, \dots, \lambda_t^{M-1}}^{KN_t} |\langle \mathbf{y}, \mathbf{h}_i / \|\mathbf{h}_i\|_2 \rangle|^2$$

각 $m(1 \leq m \leq M)$ 에 대하여 아래 과정을 수행한다.

1. 안테나 인덱스 λ_t^m 가 포함된 사용자의 안테나 인덱스 모듈을 U_t^m 에 병합하고, λ_t^m 를 Λ_t^m 에 병합한다.

$$k = \lceil \lambda_t^m / N_t \rceil$$

$$\mathbf{I}_k = \{N_t(k-1) + 1, N_t(k-1) + 2, \dots, N_t k\}$$

$$U_t^m = U_{t-1}^m \cup \mathbf{I}_k$$

$$\Lambda_t^m = \Lambda_{t-1}^m \cup \{\lambda_t^m\}$$

2. Pseudo-inverse를 통해 Λ_t^m 의 원소로 이루어진 부분 채널행렬의 열들을 수신신호 \mathbf{y} 로 정사영한 \mathbf{P}_t^m 을 결정하고 $\hat{\mathbf{x}}_t^m$ 계산한다. 수식은 아래와 같다.

$$\mathbf{P}_t^m = \left\{ (\mathbf{H}_{\Lambda_t^m})^T \mathbf{H}_{\Lambda_t^m} \right\}^{-1} (\mathbf{H}_{\Lambda_t^m})^T$$

$$\hat{\mathbf{x}}_t^m = \mathbf{P}_t^m \mathbf{y}$$

3. 추정된 수신신호 $\hat{\mathbf{y}}_t^m$ 과 잔차행렬 \mathbf{r}_t^m 계산하여 update한다.

$$\hat{\mathbf{y}}_t^m = \mathbf{H}_{\Lambda_t^m} \hat{\mathbf{x}}_t^m$$

$$\mathbf{r}_t^m = \mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}}_t^m$$

4. 각 $m(1 \leq m \leq M)$ 에 대하여 초기화 단계를 수행 후 $t=2$ 을 대입하고 반복단계로 넘어간다.

반복 단계:

반복단계에서는 각 $m(1 \leq m \leq M)$ 에 대하여 아래 과정을 수행한다.

1. 잔차 행렬과 정규화된 채널행렬 중 U_{t-1}^m 인덱스를 제외한 각 열의 상관도가 가장 큰 열의 인덱스를 활성화된 안테나의 인덱스 λ_t^m 로 결정한다. 수식은 아래와 같다.

$$\lambda_t^m = \arg \max_{i=1 \setminus U_{t-1}^m}^{KN_t} \left| \langle \mathbf{r}_{t-1}^m, \mathbf{h}_i / \|\mathbf{h}_i\|_2 \rangle \right|^2$$

2. 안테나 인덱스 λ_t^m 가 포함된 사용자의 안테나 인덱스 모두를 U_t^m 에 병합하고, λ_t^m 를 Λ_t^m 에 병합한다.

$$k = \lceil \lambda_t^m / N_t \rceil$$

$$\mathbf{I}_k = \{N_t(k-1) + 1, N_t(k-1) + 2, \dots, N_t k\}$$

$$U_t^m = U_{t-1}^m \cup \mathbf{I}_k$$

$$\Lambda_t^m = \Lambda_{t-1}^m \cup \{\lambda_t^m\}$$

3. 각 $m(1 \leq m \leq M)$ 에 대해 Pseudo-inverse를 통해 Λ_t^m 의 원소로 이루어진 부분 채널행렬의 열들을 수신신호 \mathbf{y} 로 정사영한 \mathbf{P}_t^m 을 결정하고 $\hat{\mathbf{x}}_t^m$ 계산한다. 수식은 아래와 같다.

$$\mathbf{P}_t^m = \left\{ \left(\mathbf{H}_{\Lambda_t^m} \right)^T \mathbf{H}_{\Lambda_t^m} \right\}^{-1} \left(\mathbf{H}_{\Lambda_t^m} \right)^T$$

$$\hat{\mathbf{x}}_t^m = \mathbf{P}_t^m \mathbf{y}$$

4. 추정된 수신신호 $\hat{\mathbf{y}}_t^m$ 과 잔차행렬 \mathbf{r}_t^m 계산하여 update한다.

$$\hat{\mathbf{y}}_t^m = \mathbf{H}_{\Lambda_t^m} \hat{\mathbf{x}}_t^m$$

$$\mathbf{r}_t^m = \mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}}_t^m$$

5. $t < K$ 이면 $t = t + 1$ 을 수행하고 반복단계 1로 돌아간다. $t = K$ 이면 선택단계로 넘어간다.

선택 단계:

1. 반복단계에서 병렬로 획득된 M 개의 잔차행렬 $\mathbf{r}_K^m (m \in 1, 2, \dots, M)$ 들 중 가장 작은 잔차를 생성시키는 신호를 최종 복원신호 $\hat{\mathbf{x}}$ 로 결정한다.

$$\hat{m} = \operatorname{argmin}_m \|\mathbf{r}_K^m\|_2$$

$$\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{P}_K^{\hat{m}} \mathbf{y}$$

위의 알고리즘에서 보는 것과 같이 MU-POMP 알고리즘은 M 개의 MU-OMP과정을 병렬적으로 수행 후 M 개의 후보 복원신호 중 잔차(Residual)가 가장

작은 MU-OMP과정의 복원신호를 최종 복원신호로 선택함으로써 오류 확률을 줄이는 간단하면서도 효율적인 알고리즘이다.

IV. 모의실험 결과 및 분석

본 장에서는 제안한 MU-OMP 검출기법과 MU-POMP 검출기법의 성능 분석을 위하여 컴퓨터 시뮬레이션을 수행하였다. MU-OMP 검출기법과 MU-POMP 검출기법의 성능 비교를 위해 M 을 4, 8, 16으로 각각 증가시키면서 시뮬레이션을 수행하였다.

그림 1, 2는 SNR에 따른 Symbol Error Ratio (SER)을 나타내고, 여기서 SNR 식은 다음과 같이 주어진다.

$$SNR = \frac{E[\|\mathbf{H}\mathbf{x}\|^2]}{E[\|\mathbf{z}\|^2]} \quad (4)$$

그림 1은 $N_t = 4, N_r = 32, K = 8$ 을 가정하고 심볼변조방식으로 QPSK가 사용된다고 가정한다. 이 시스템의 데이터 전송률을 (1)을 이용하여 계산하면 $b = 32$ 이다. 그림 2는 $N_t = 8, N_r = 32, K = 8$ 를 가정하고 QPSK가 심볼 변조에 사용된다고 가정한다. 동일한 방식으로 데이터 전송률을 계산하면 $b = 40$ 이다. C-OMP는 기존의 OMP 검출기법을 나타내며, C-POMP는 기존의 POMP 검출기법을 나타내고 MU-OMP와 MU-POMP는 제안한 검출기법을 각각 나타낸다. $M = 4, 8, 16$ 은 MU-POMP의 초기 인덱스 선택 개수를 4, 8, 16개로 가정했을 때의 결과를 나

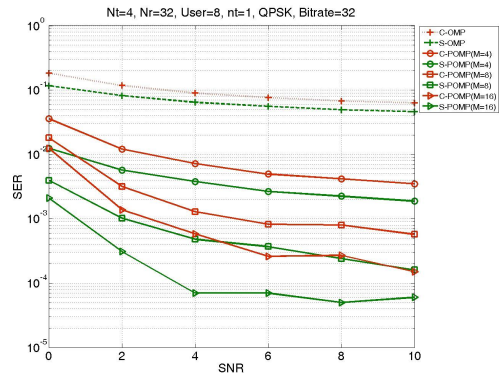


그림 1. $N_t = 4, N_r = 32, K = 8, QPSK$ 일 때 제안한 MU-OMP, MU-POMP 검출기법의 SER성능
Fig. 1. Symbol error rate (SER) of MU-OMP and MU-POMP detector for $N_t = 4, N_r = 32, K = 8, QPSK$

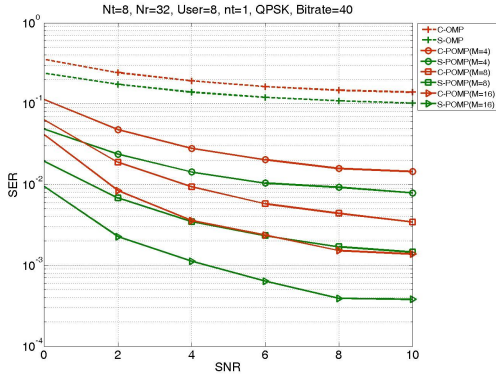


그림 2. $N_t = 8, N_r = 32, K = 8, QPSK$ 일 때 제안한 MU-OMP, MU-POMP 검출기법의 SER 성능
Fig.2. Symbol error rate(SER) of MU-OMP and MU-POMP detector for $N_t = 8, N_r = 32, K = 8, QPSK$

타낸다.

그림 1과 그림 2에서 기존의 OMP기법에 비해 제안한 MU-OMP기법이 보다 좋은 신호 복원 성능을 갖는 것을 알 수 있다. 또한 M 이 증가할수록 제안한 MU-POMP과 기존의 POMP 성능이 개선되는 것도 확인할 수 있다. 주목할 것은 M 이 증가할수록 제안하는 MU-POMP기술과 기존의 C-POMP 기술의 성능차이가 커진다는 것이다.

V. 결론

본 논문에서는 Multiuser 환경에서 SM기법을 적용한 MU-SM시스템에서 수신 신호의 검출 성능을 개선할 수 있는 압축센싱기법에 기반한 MU-OMP와 MU-POMP검출 기법을 제안하였다. 제안한 기법들은 기존의 OMP기법과 POMP기법에 비하여 훨씬 더 좋은 성능을 나타낸다. 이론적 최적성능을 나타내는 ML 검출 기법은 기지국의 안테나개수와 사용자가 증가할수록 복잡도가 기하급수적으로 증가한다. 따라서 본 논문에서 제안한 압축센싱과 MU-SM 시스템의 특성을 동시에 고려한 MU-OMP, MU-POMP을 활용하면 안테나를 수십개 또는 수백개 사용하고, 고려하는 사용자의 수가 매우 많은 5G 이동통신 시스템에 매우 효과적일 것으로 판단된다.

References

[1] F. Rusek, D. Persson, B. K. Lau, E. G. Larsson, T. L. Marzetta, O. Edfors, and F. Tufvesson, "Scaling up MIMO: Opportunities

and challenges with very large arrays," *IEEE Signal Process. Mag.*, vol. 30, no. 1, pp. 40-60, Jan. 2013.

[2] R. Mesleh, H. Haas, S. Sinanovic, C. W. Ahn, and S. Yun, "Spatial modulation," *IEEE Trans. Veh. Technol.*, vol. 57, no. 4, pp. 2228-2241, Jul. 2008.

[3] M. Di Renzo, H. Haas, A. Ghayeb, S. Sugiura, and L. Hanzo, "Spatial modulation for generalized MIMO: Challenges, opportunities and implementation," in *Proc. IEEE*, vol. 102, no. 1, pp. 56-103, Jan. 2014.

[4] N. Serafimovskil, S. Sinanovic, M. Di Renzo, and H. Haas, "Multiple access spatial modulation," *EURASIP J. Wirel. Commun. and Net.*, 2012:299, Sept. 2012.

[5] D. Donoho, "Compressed sensing," *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 52, no. 4, pp. 1289-1306, Apr. 2006.

[6] J. A. Tropp and A. C. Gilbert, "Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit," *IEEE Trans. Inf. Theory*, vol. 53, no. 12, pp. 4655-4666, Dec. 2007.

[7] S.-W. Park, J. Park, and B. C. Jung, "On the sparse signal recovery with parallel orthogonal matching pursuit," *IEICE Trans. Fundamentals*, vol. E96-A, no. 12, pp. 2728-2730, Dec. 2013.

[8] C.-M. Yu, S.-H. Hsieh, H.-W. Liang, and C.-S. Lu, "Compressed sensing detector design for space shift keying in MIMO systems," *IEEE Commun. Lett.*, vol. 16, no. 10, pp. 1556-1559, Oct. 2012.

[9] B. Shim and B. Song "Multiuser detection via compressive sensing," *IEEE Commun. Lett.*, vol. 16, no. 7, Jul. 2012.

박 정 흥 (Jeonghong Park)



2011년 2월 : 한국평생교육진흥원 정보통신공학 학사
2011년 3월~현재 : 경상대학교 정보통신공학과 석박사통합과정
<관심분야> Compressed Sensing, 차세대 이동통신 시스템(4G, Beyond 4G, and 5G), 간섭 정렬, MIMO, 분산 안테나 시스템

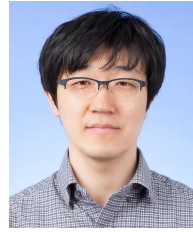
반 태 원 (Tae-Won Ban)



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

정 방 철 (Bang Chul Jung)



2002년 2월 : 이주대학교 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~2014년 2월 : 경상대학교 정보통신공학과 조교수

2014년 3월~현재 : 경상대학교 정보통신공학과 부교수

2010년 4월~현재 : KAIST IT 융합연구소 겸직교수

<관심분야> 무선통신, 통계적 신호처리, 정보이론, 압축센싱, 차세대 이동통신 시스템, 무선통신 간섭관리