

## 일반화된 공간천이변조 시스템에서 압축센싱기술을 이용한 수신신호 복호 알고리즘

박정홍 · 반대원 · 정방철\*

### A Compressed Sensing-Based Signal Detection Technique for Generalized Space Shift Keying Systems

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 일반화된 공간천이변조시스템에서 신호 복원 성능의 개선을 위하여 병렬 직교매칭퍼 suit 기술을 이  
용한 신호 검출기법을 제안하고 그 성능을 분석한다. 일반화된 공간천이변조 시스템에서 수신신호의 복원은 압축 센  
싱에서 성긴신호 복원과 매우 유사하다. 성긴 신호 복원에서 자주 사용되는 직교매칭퍼 suit 기법은 매 반복과정에서  
수신 신호와 채널 행렬과의 상관도가 높은 인덱스를 송신신호의 Nonzero 인덱스로 1개씩 선택한다. 반면 제안된  
POMP기법에서는 수신신호를 이용하여 첫 번째 반복과정에서 채널행렬과의 상관도가 높은 인덱스를 복수( $M$ )개  
선택한 후, 선택된  $M$ 개의 인덱스를 초기 인덱스로 하는  $M$ 개의 OMP과정을 병렬적으로 수행한다. 최종적으로 각  
OMP과정에서 복원된 신호 중 수신된 신호와 복원신호사이의 잔차(Residual)가 가장 작은 후보 신호를 최종 복원 신  
호로 선택한다. 본 논문에서는 POMP기법에 양자화기법을 결합한 알고리즘도 함께 제안한다. 제안된 POMP알고리  
즘은 OMP대비  $M$ 배의 복잡도를 갖지만 신호 복원 성능은 매우 탁월하다.

#### ABSTRACT

In this paper, we propose a signal detection technique based on the parallel orthogonal matching pursuit (POMP) is  
proposed for generalized shift space keying (GSSK) systems, which is a modified version of the orthogonal matching  
pursuit (OMP) that is widely used as a greedy algorithm for sparse signal recovery. The signal recovery problem in the  
GSSK systems is similar to that in the compressed sensing (CS). In the proposed POMP technique, multiple indexes which  
have the maximum correlation between the received signal and the channel matrix are selected at the first iteration, while a  
single index is selected in the OMP algorithm. Finally, the index yielding the minimum residual between the received  
signal and the  $M$  recovered signals is selected as an estimate of the original transmitted signal. POMP with Quantization  
(POMP-Q) is also proposed, which combines the POMP technique with the signal quantization at each iteration. The  
proposed POMP technique induces the computational complexity  $M$  times, compared with the OMP, but the performance  
of the signal recovery significantly outperform the conventional OMP algorithm.

**키워드** : 일반화된 공간천이변조, 성긴 신호 복원, 압축센싱, 다중입출력 시스템

**Key word** : Generalized space shift keying, Sparse signal recovery, Normalized compressed sensing, Spatial modulation,  
Multiple input and output system

접수일자 : 2014. 04. 08 심사완료일자 : 2014. 04. 21 게재확정일자 : 2014. 05. 12

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

Department of Information and Communication Engineering & Institute of Marine Industry, Gyeongsang National University, Tongyeong  
650-160, Korea

Open Access <http://dx.doi.org/10.6109/jkiice.2014.18.7.1557>

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

최근 다중 입-출력 시스템(Multiple-input and output : MIMO) 환경에서 활성화된 안테나의 인덱스를 이용하여 변조를 하는 공간변조(Space Shift Keying : SSK) 기법에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다[1].

공간변조 기법은 송신단의 안테나 중 항상 하나의 안테나만 활성화 되고 즉, 하나의 안테나에만 파워가 실리고 나머지 안테나는 전송을 하지 않는 기법으로 활성화 되는 안테나의 인덱스를 이용하여 신호를 구분한다. 이로써 다중 안테나 시스템 환경에서 전송 시 모든 안테나를 사용함으로써 발생하는 에너지 비효율성문제, 모든 안테나를 이용하여 송신하고 그 신호를 검출하기 위한 송수신단의 복잡도 문제, 모든 안테나가 같은 주파수를 사용하여 전송함으로써 발생하는 인접 채널간의 간섭문제(Inter Channel Interference : ICI)등을 해결할 수 있는 대안으로 공간변조가 논의 되고 있다. 게다가 최근 다중안테나 기술은 송수신단의 안테나 개수가 매우 많은 Massive MIMO 환경을 고려하고 있는데, Massive MIMO 환경에서 공간변조의 이점은 더욱 뚜렷해진다. 하지만 안테나의 개수에 의해 전송률이 정해지는 공간변조방식은 기존의 MIMO기술에 비해 전송률이 제한적이다. 이런 단점을 보완하기 위하여 2개 이상의 안테나를 사용하는 일반화된 공간천이변조(Generalized SSK, GSSK)기법이 제안되었다[2].

GSSK기법은 SSK기법에 비해서 전송률은 높일 수 있지만 복잡도 또한 증가한다. 기본적으로 송신안테나의 개수가 8일 경우 SSK는  $\log_2(8)$  인 3bit를 전송할 수 있는 반면 GSSK는 송신안테나의 개수가 8이고, 활성화된 안테나가 2일 경우  ${}_8C_2 = 28$ 의 안테나 조합이 생기고  $\lfloor \log_2(28) \rfloor$  인 4bit를 전송할 수 있다. 여기서  $\lfloor \cdot \rfloor$  는 버림이다.

GSSK시스템은 송신안테나의 개수와 활성화되는 안테나의 개수가 증가함에 따라 송신안테나의 조합이 증가하여 수신단에서 수신신호 검출복잡도가 증가하게 된다. 만약 massive MIMO 환경을 고려할 경우 송신안테나가 100개, 선택되는 안테나 개수가 2개일 경우  ${}_{100}C_2 = 4950$  개로 송신안테나 조합이 존재하게 되고 수신단에서 송신된 신호의 검출복잡도가 매우 증가한다.

송신안테나의 증가에 따른 수신단의 검출 복잡도가 증가하는 문제점을 해소하기 위해 제안된 기법이 압축 센싱(Compressed Sensing : CS)을 이용한 검출 방법이다[3]. GSSK시스템은 수신신호의 복원이 압축 센싱에서의 성긴 신호 복원과 매우 유사하다. 신호벡터가 대부분 0이고 매우 적은 개수만 0이 아닌 신호 즉, 성긴 신호일 경우 어떤 측정 행렬을 곱하고 노이즈가 더해져 압축되어 만들어진 수신 신호를 정확하게 복원할 수 있는 기법이다. GSSK 기법을 압축센싱에 적용하면, 송신단의 안테나 개수가 전체 신호의 벡터가 되고, 활성화되는 안테나의 개수가 0이 아닌 신호의 개수가 된다. 그리고 그렇게 만들어진 신호 벡터를 전송하게 되면 채널 행렬이 신호벡터에 곱해지게 되고 거기에 노이즈가 더해져 수신된 신호는 압축센싱에서 다루고 있는 신호와 같은 형태를 갖는다.

압축센싱에서 전송된 신호를 복원하는 기법 중 낮은 복잡도로 비교적 우수한 성능을 보이는 것으로 널리 알려진 기법은 직교매칭퍼슈트(Orthogonal Matching Pursuit, OMP) 기법이다[4]. OMP기법은 매 반복과정에서 수신 신호와 채널 행렬과의 상관도가 높은 인덱스를 송신신호의 support 인덱스로 1개씩 선택하여 최종적으로 송신신호를 복원하는 기법이다. 하지만 OMP기법은 압축센싱으로 전송된 수신신호를 복원할 때, 최적의 성능을 보이는 Maximum Likelihood(ML)기법에 비해 복잡도는 낮지만 성능의 격차가 매우 큰 단점이 존재한다. 이런 OMP기법의 성능을 개선하기 위해 Parallel OMP(POMP) 검출기법이 제안되었다 [5]. POMP 검출기법은 OMP 검출기법을 병렬 적으로 수행하여 오류 확률을 줄이는 기법으로 OMP 기법에 비해 매우 좋은 성능을 보이는 것으로 알려져 있다.

본 논문에서는 GSSK 시스템 환경에서 POMP 검출기법과 POMP기법의 매 반복 과정에서 전송된 신호를 양자화하여 제거하는 POMP with Quantization(POMP-Q)기법을 이용한 수신신호 복호 알고리즘을 제안하고 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 그 성능을 분석한다. 본 논문은 다음과 같이 구성된다. 제 2장은 GSSK 기법에서 POMP를 이용한 검출기법을 설명하고, 제 3장은 POMP 검출기법의 성능분석을 위한 컴퓨터 시뮬레이션 결과를 나타내었으며, 마지막 장은 결론으로 이 논문을 전체적으로 요약한다.

## II. GSSK 시스템을 위한 POMP 검출기법

본 논문에서는 송신단의 안테나 수, 수신단의 안테나 수, 송신단에서 활성화되는 안테나(실제 신호를 전송하는 안테나) 수를  $N_t, N_r, n_t$ 로 각각 나타낸다. 따라서 수신단에서 수신되는 신호  $\mathbf{y} \in C^{N_r \times 1}$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$\mathbf{y} = \mathbf{H}\mathbf{x} + \mathbf{z} \quad (1)$$

여기서  $\mathbf{H} \in C^{N_r \times N_t}$ 는 페이딩 채널행렬,  $\mathbf{x} \in R^{N_t \times 1}$ 는 비활성화 된 안테나 인덱스에 해당하는 원소가 0이고, 활성화된 안테나 인덱스에 해당하는 원소에는 실제 신호가 전송되는 송신 신호,  $\mathbf{z} \in C^{N_r \times 1}$ 는 수신단 백색 가우시안 잡음(AWGN)을 나타낸다. 전송 신호  $\mathbf{x} = \left[ 00 \frac{1}{\sqrt{n_t}} 00 \dots \frac{1}{\sqrt{n_t}} 0 \right]^T$ 는  $\|\mathbf{x}\|_2 = 1$ 로 가정하였다. 그리고  $n_t > 1$ 로 가정하였으며,  $\mathbf{H}$ 는 iid (independent identically distributed)한 complex Gaussian distributed  $CM(0,1)$ 을 가정한다. 채널 정보는 수신단에서 만 알고 있다고 가정하였고, 활성화된 안테나의 개수 또한 수신단에서 알고 있다고 가정하였다.  $\mathbf{z}$ 는 백색 가우시안 잡음으로 각 원소들이 평균이 0이고 분산이 1인  $CM(0,1)$ 을 따른다.

전송률  $b = \lfloor \log_2(N_t C_{nt}) \rfloor$ 이다. 전송 신호  $\mathbf{x}$ 는  $N_t C_{nt}$  조합의 index만  $\frac{1}{\sqrt{n_t}}$ 이고 나머지는 0으로 이루어진  $N_t C_{nt}$  개의 벡터들의 집합 중 랜덤하게  $2^b$ 개를 선택하여 만든 집합  $X$ 의 원소이다.

수신단은 송신단에서 활성화된 안테나의 인덱스와 수신 신호를 검출함으로써 송신단에서 보낸 신호를 복원할 수 있다. 기존의 검출기법인 ML기법으로 복원한 신호  $\hat{\mathbf{x}}_{ML}$ 은 다음과 같이 표현된다.

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

ML 기법은  $2^b$ 의 경우의 수만큼 비교를 한다. 이것은 송신안테나가 작은 경우 비교적 적은 복잡도로 정확한 검출이 가능하지만 송신안테나가 증가하면 복잡도가

지수 함수적으로 증가하게 된다.

기존의 검출 기법인 ML기법의 복잡도를 줄이면서 비교적 성능이 우수한 기법이 직교매칭퍼붓 검출기법이다.

OMP 기법은 매 반복 과정에서 수신신호  $\mathbf{y}$ 와 채널  $\mathbf{H}$ 의 상관도를 측정하여 가장 큰 1개의 인덱스를 송신단에서 활성화된 안테나의 인덱스로 추정한다. 그 후 Pseudo Inverse를 이용하여 송신신호를 추정한다[3]. 이 반복과정을  $n_t$  번 수행 후 최종 복원신호를 추정한다. OMP기법은 ML에 비해 검출 복잡도는 낮지만 ML과의 성능 격차가 큰 단점이 존재한다. 본 논문에서는 기존의 OMP기법의 성능을 개선한 병렬 직교매칭퍼붓 기법 (POMP)을 제안한다.

기존의 OMP기법과 달리 POMP는 첫 번째 반복과정에서 수신신호와 채널의 상관도가 높은 인덱스들을 복수( $M$ )개 선택한다. 그 후 선택된  $M$ 개의 인덱스를 첫 번째 인덱스로 하는  $M$ 개의 OMP과정을 병렬적으로 수행하여 총  $M$ 개의  $\hat{\mathbf{x}}$  후보벡터를 생성한다. 마지막으로 각각의 OMP과정에서 잔차(Residual)가 가장 작은  $\hat{\mathbf{x}}$ 을 최종 검출신호로 선택하는 기법이다.

또한, 전송된 송신 신호가  $\frac{1}{\sqrt{n_t}}$  임을 고려하여 제안된 POMP 기술을 변형한 POMP-Q 기법을 추가로 제안한다. POMP-Q기법은 매 반복과정에서 Pseudo Inverse를 이용하여 송신신호를 추정하는 것이 아니라  $\frac{1}{\sqrt{n_t}}$ 로 결정하고 이 결정된 신호를 이용하여 잔차 (Residual)를 구하는 기법으로 기존의 MIMO 시스템에서 사용되었던 Decision Feedback Equalizer (DFE)와 유사한 방식이다.

아래는 POMP알고리즘 수행과정이다.

### POMP 알고리즘

입력:

- 수신신호:  $\mathbf{y} \in C^{N_r \times 1}$
- 채널행렬:  $\mathbf{H} \in C^{N_r \times N_t}$
- 채널행렬의  $i$  번째 열:  $\mathbf{h}_i$
- 활성화된 안테나 개수:  $n_t$
- 병렬 POMP과정 개수:  $M$

출력:

- $A_t^m$ 는  $m$  번째 OMP과정에서  $t$  번째 반복과정의 활성화된 안테나 인덱스들의 집합
- $\mathbf{r}_t^m$ 는  $m$  번째 OMP과정에서  $t$  번째 반복과정의 잔차 행렬
- $\hat{\mathbf{x}}$ 는 복원된 송신신호

초기화 단계:

1. 각  $m(1 \leq m \leq M)$ 에 대하여  $\mathbf{r}_0^m = \mathbf{y}$ ,  $A_0^m = \emptyset$ ,  $t = 1$ 로 초기화한다.
2. 수신된 신호와 각 열의  $l_2$ -norm으로 정규화된 채널 행렬의 열과의 상관도가 가장 큰  $M$ 개의 열을  $\lambda_t^m (m \in 1, 2, \dots, M)$ 의 인덱스로 결정한다. 수식은 아래와 같다.

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

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

$$\lambda_t^3 = \operatorname{argmax}_{i=1, i \neq \lambda_t^1, \lambda_t^2}^{N_i} |\langle \mathbf{y}, \mathbf{h}_i / \|\mathbf{h}_i\|_2 \rangle|^2$$

$$\vdots$$

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

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

1. 추정된 안테나 인덱스  $\lambda_t^m$ 를  $A_t^m$ 에 병합한다.

$$A_t^m = A_{t-1}^m \cup \{\lambda_t^m\}.$$

2. Pseudo-inverse를 통해  $A_t^m$ 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.

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

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

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

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

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

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  $A_{t-1}^m$  인덱스를 제외한 각 열의 상관도가 가장 큰 열의 인덱스를 활성화된 안테나의 인덱스  $\lambda_t^m$ 로 결정한다. 수식은 아래와 같다.

$$\lambda_t^m = \operatorname{argmax}_{i=1 \setminus A_{t-1}^m}^{N_i} \left| \langle \mathbf{r}_{t-1}^m, \mathbf{h}_i / \|\mathbf{h}_i\|_2 \rangle \right|^2.$$

2. 추정된 안테나 인덱스  $\lambda_t^m$ 를  $A_t^m$ 에 병합한다.

$$A_t^m = A_{t-1}^m \cup \{\lambda_t^m\}.$$

1. 각  $m(1 \leq m \leq M)$ 에 대하여 Pseudo-inverse를 통해  $A_t^m$ 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.

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

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

2. 추정된 수신신호  $\hat{\mathbf{y}}_t^m$ 과 잔차행렬  $\mathbf{r}_t^m$  계산하여 update 한다.

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

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

3.  $t < n_t$ 이면  $t = t + 1$ 을 수행하고 반복단계 1로 돌아간다.  $t = n_t$ 이면 선택단계로 넘어간다.

선택 단계:

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

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

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

위의 알고리즘에서 보는 것과 같이 POMP 알고리즘은  $M$ 개의 OMP과정을 병렬적으로 수행 후  $M$ 개의 후보 복원신호 중 잔차(Residual)가 가장 작은 OMP과정의 복원신호를 최종 복원신호로 선택함으로써 오류 확률을 줄이는 간단하면서도 효율적인 알고리즘이다.

POMP-Q기법은 POMP알고리즘의 변형된 형태로 POMP 알고리즘 수행 과정 중 초기화 단계의 5번과, 반복단계의 4번이 아래와 같이 대체된다.

- 추정된 안테나 인덱스 집합  $A_t^m$ 의 원소에 해당하는  $\hat{\mathbf{x}}$ 의 행에  $\frac{1}{\sqrt{n_t}}$ 를 매핑한다.

$$\hat{\mathbf{x}}_t^m(A_t^m) = \frac{1}{\sqrt{n_t}}$$

- 추정된 수신신호  $\hat{\mathbf{y}}_t^m$  과 잔차행렬  $\mathbf{r}_t^m$  계산하여 update 한다.

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

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

여기서  $\hat{\mathbf{x}}_t^m(A_t^m)$ 는 추정된 안테나 인덱스 집합  $A_t^m$ 의 원소에 해당하는  $\hat{\mathbf{x}}^m$ 의 행을 나타낸다.

POMP-Q 기법은 각 반복과정 마다 추정된 송신신호가 아니라 정확한 송신신호를 제거함으로써  $\hat{\mathbf{x}}$ 의 검출 성능을 향상시킬 수 있다.

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	$\Lambda_2 = \{a_6, a_3\}$	$\Lambda_2^1 = \{a_6, a_3\}, \Lambda_2^2 = \{a_3, a_4\}, \Lambda_2^3 = \{a_6, a_7\}$
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 1. POMP 검출기 기반의 인덱스 집합 형성 과정  
 Fig. 1 Example of index set generation of POMP detector in the case that  $M=3$

그림 1은 POMP 기반의 인덱스 집합 형성 과정의 예를 한눈에 보여준다. 그림에서  $a_i$ 는 채널 행렬의  $i$ 번째 열을 나타내고  $A_t^m$ 는  $t$ 번째 반복과정에서의  $m$ 번째 인덱스 후보 집합을 나타낸다. 기존의 OMP의 경우 1번째 과정에서  $a_6$ 가 선택되고 2번째 과정에서  $a_2$ 가 추가된다. 3번째 반복과정에서  $a_5$ 가 추가된다. OMP의 경우 송신단에서 활성화된 안테나가  $n_t$ 일 때, 이러한 반복과정을  $n_t$ 번 반복한다. 그림 1에서 제안된 POMP 검출 기법은 1번째 반복과정에서  $a_6, a_3, a_8$ 이 함께 선택된다. 2번째 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, 반복과정이 진행되는 과정에서 후보 집합이 정확히 일치하는 경우도 발생하는데, 이렇게 정확히 후보 집합이 일치하는 경우 2개의 후보 집합을 합치고 새로운 후보 집합을 만들어 전체적으로 항상  $M$ 개의 OMP과정이 병렬로 동작하도록 하는 방법과 새로운 후보 집합을 만

들지 않고  $n_t$ 번을 반복하도록 하는 방법을 설정할 수 있다.

이 두 가지 방법은 성능향상과 복잡도 사이의 trade-off가 존재한다. 본 논문에서는 전자의 방법으로 시뮬레이션을 수행하였다. 마지막  $n_t$ 번째 반복과정에서는 각 OMP과정에서 만든  $M$ 개의 잔차 중 가장 작은 OMP과정의  $\hat{\mathbf{x}}$ 를 최종 송신 신호로 추정한다 [4].

### III. 모의실험 결과 및 분석

본 논문에서는 제안한 POMP검출 기법과 POMP-Q 검출 기법의 성능 분석을 위하여 컴퓨터 시뮬레이션을 수행하였다. OMP검출 기법과 성능 비교를 위해  $M$ 의 개수를 4, 8, 16개로 각각 늘여 가면서 시뮬레이션을 수행하였다. 송신단의 안테나 수, 수신단의 안테나 수, 송신단에서 활성화되는 안테나(실제 신호를 전송하는 안테나) 수를  $N_t, N_r, n_t$ 로 각각 나타낸다. 전송률은  $b = \lfloor \log_2(M C_{nt}) \rfloor$ 로 나타내었으며, 송신신호  $\mathbf{x}$ 는 활성화된 안테나 인덱스의 위치만  $\frac{1}{\sqrt{n_t}}$ 이고, 나머지는 0인 신호를 사용하였다. 채널  $\mathbf{H}$ 와 노이즈  $\mathbf{z}$ 는 각 원소가 평균이 0이고 분산이 1인 가우스 분포로부터 만들었다. 그림 2, 3, 4는 SNR에 따른 SER을 나타내고, 여기서 SNR 식은 다음과 같이 주어진다.

$$SNR = \frac{E[\|\mathbf{H}\mathbf{x}\|^2]}{E[\|\mathbf{z}\|^2]} \tag{3}$$

그림 2는  $N_t = 256, N_r = 16, n_t = 2$ , 그리고 전송률  $b = 14$ 로 가정하였다.

$x$ 축은 SNR을 나타내고,  $y$ 축은 SNR에 따른 SER을 나타낸다. OMP는 기존의 OMP검출 기법을 나타내며 [4], OMP-Q는 OMP기법에 Quantization기법을 적용한 것을 나타낸다. POMP는 POMP검출 기법을 나타내며, POMP-Q는 POMP-Q검출 기법을 나타낸다. 그리고 ML은 ML검출 기법을 나타낸다.  $M = 4, 8, 16$ 은 POMP의 초기 인덱스 선택 개수를 각각 4, 8, 16개로 가정했을 때의 결과를 나타낸다.

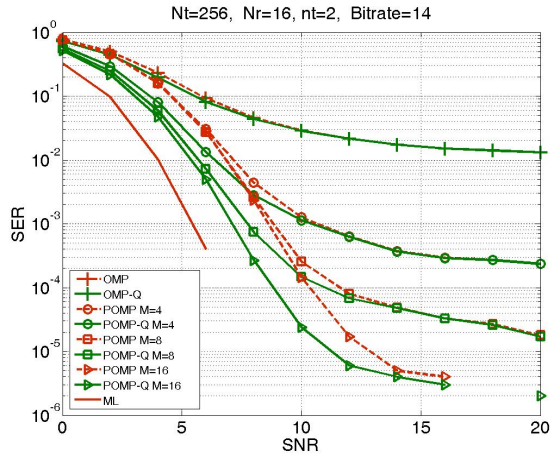


그림 2.  $N_t = 256, N_r = 16, n_t = 2$  일 때 제안한 POMP 검출 기법의 SER 성능  
**Fig. 2** Symbol error rate(SER) of POMP detector for  $N_t = 256, N_r = 16$  and  $n_t = 2$

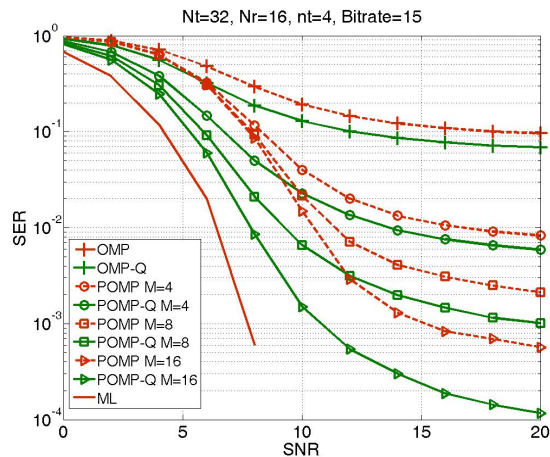


그림 3.  $N_t = 32, N_r = 16, n_t = 4$  일 때 제안한 POMP 검출 기법의 SER 성능  
**Fig. 3** Symbol error rate(SER) of POMP detector for  $N_t = 32, N_r = 16$  and  $n_t = 4$

그림 3은  $N_t = 32, N_r = 16, n_t = 4$  그리고  $b = 15$ , 그림 4는  $N_t = 16, N_r = 8, n_t = 3$  그리고  $b = 9$ 을 각각 가정하였다.

그림 2에서 OMP기법에 비해 POMP  $M = 4$  일 경우 SNR에 따라 약 0dB~19dB 정도의 성능개선을 확인할 수 있고,  $M = 8$  일 경우 약 0dB~29dB,  $M = 16$  일 경

우 약 0dB ~ 39dB의 성능 개선을 확인할 수 있다. POMP-Q는 저 SNR일 때 POMP검출 기법에 비해 0dB~8dB의 성능 개선을 확인할 수 있고, 고 SNR로 가면서 근접하는 것을 확인할 수 있다.

그림 3과 그림 4에서 또한 그림 2와 비슷한 경향을 보이며 그림 2에 비해 그림 3과 그림 4로 갈수록 POMP와 POMP-Q의 성능이 근접하는 속도가 감소하는 것을 확인할 수 있다. 그림 3에서의 실험환경은 한 번의 데이터 전송으로 15비트를 전송하는 매우 높은 전송률 환경이다. 특히 주목할 점은 제안된 POMP 기법에서 첫 번째 과정에서 선택하는 후보 인덱스의 개수가 증가함에 따라 성능이 급격히 좋아지고 ML검출 기법에 근접해 간다는 것이다.

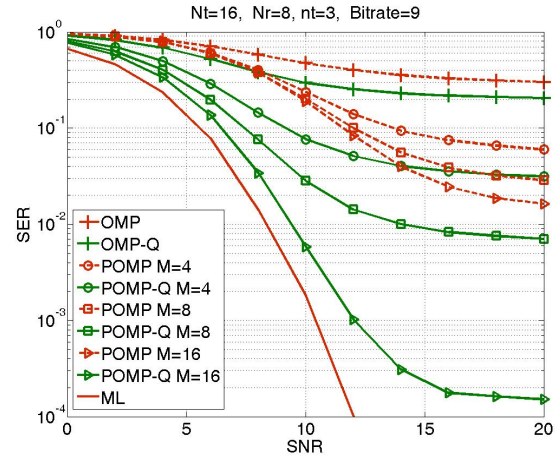


그림 4.  $N_t = 16, N_r = 8, n_t = 3$  일 때 제안한 POMP 검출 기법의 SER 성능  
**Fig. 4** Symbol error rate(SER) of POMP detector for  $N_t = 16, N_r = 8$  and  $n_t = 3$

#### IV. 결 론

본 논문에서는 일반화된 공간천이변조 기법을 통해 송신한 신호의 검출기법에 대해 분석하고 검출 성능을 개선할 수 있는 POMP와 POMP-Q검출 기법을 제안하였다. 이론적 최적성능을 나타내는 ML검출 기법은 송신 안테나의 개수와 활성화되는 안테나의 개수가 증가할수록 복잡도가 증가한다.

이런 복잡도 문제를 개선하기 위해 압축센싱을 이용한 검출 기법이 제안 되었지만 압축센싱기법 중 낮은 복잡도로 비교적 우수한 성능을 보이는 것으로 널리 알려진 OMP 검출 기법은 ML 대비 성능의 격차가 매우 큰 단점이 존재 한다. 본 논문에서는 OMP의 성능을 개선할 수 있는 POMP와 POMP-Q 검출 기법을 제안하고, 컴퓨터 시뮬레이션을 통해 OMP보다 POMP 기법의 성능이 우수한 것을 확인하였다. 특히 주목할 점은 제안된 POMP 기법에서 첫 번째 과정에서 선택하는 후보 인덱스의 개수가 증가함에 따라 성능이 급격히 좋아지고 ML 검출 기법에 근접해 간다는 것이다. 제안하는 기법은 동일한 하드웨어 또는 소프트웨어 블록을 재사용할 수 있으므로 충분한 지연만 허용할 수 있다면 동일한 수신단 하드웨어의 복잡도를 가지면서도 성능을 향상시킬 수 있다.

REFERENCES

[1] R. Y. Chang, S.-J. Lin, and W.-H. Chung, "New space shift keying modulation with hamming code-aided constellation design," *IEEE Wireless Commun. Lett.*, Vol. 1, No. 1, pp. 2-5, Feb. 2012.

[2] J. Jeganathan, A. Ghrayeb, and L. Szczecinski, "Generalized space shift keying modulation for MIMO channels," in *Proc. of IEEE PIMRC*, Sep. 2008.

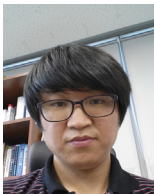
[3] C. -M. Yu, S. -H. Hsieh, H. -W. Liang, C. -S. Lu, "Compressed sensing detector design for space shift keying in MIMO systems," *IEEE Commun. Lett.*, Vol. 16, No. 10, pp. 1556-1559, Oct. 2012.

[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, pp. 4655-4666, Dec. 2007.

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

감사의 글

이 논문은 2013년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 기초연구사업 지원을 받아 수행된 것임 (2013R1A1A2A10004905).



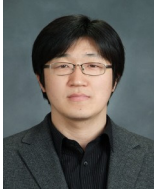
박정홍(Jeonghong Park)

2011년 2월 한국평생교육진흥원 정보통신공학 학사  
 2014년 2월 경상대학교 정보통신공학과 석박사통합과정 수료  
 ※관심분야 : 압축센싱, 차세대 이동통신 시스템, 간섭 정렬, MIMO, Spatial Modulation



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 ~ 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