

깊이 우선과 너비 우선 탐색 기법의 결합과 트리 분할을 이용한 다중 입출력 신호를 위한 새로운 최우도 복호 기법

준회원 이명수*, 정회원 이영포*, 종신회원 송익호**, 윤석호*

A Novel Decoding Scheme for MIMO Signals Using Combined Depth- and Breadth-First Search and Tree Partitioning

Myungsoo Lee* *Associate Member*, Youngpo Lee* *Regular Member*,
Ickho Song**, Seokho Yoon*° *Lifelong Members*

요 약

본 논문에서는 다중 입출력 (multiple-input multiple-output: MIMO) 시스템을 위한 깊이 우선 탐색과 (depth-first search) 너비 우선 탐색의 (breadth-first search) 혼용을 바탕으로 한 복호 기법을 제안한다. 제안된 기법은 먼저 탐색 트리를 여러 단계로 나눈 뒤, 깊이 우선 탐색과 너비 우선 탐색 기법 모두의 장점을 이끌어 낼 수 있도록 두 기법의 유기적인 적용을 통하여 각 단계를 탐색한다. 또한, 성능 평가를 통해 두 탐색 기법이 적절히 적용되었을 때, 기존의 복호 기법들보다 상당히 낮은 연산 복잡도를 갖는 것을 확인할 수 있다.

Key Words : ML decoder, depth-first search, breadth-first search, partitioned tree

ABSTRACT

In this paper, we propose a novel ML decoding scheme based on the combination of depth- and breadth-first search methods on a partitioned tree for multiple input multiple output systems. The proposed scheme first partitions the searching tree into several stages, each of which is then searched by a depth- or breadth-first search method, possibly exploiting the advantages of both the depth- and breadth-first search methods in an organized way. Numerical results indicate that, when the depth- and breadth-first search algorithms are adopted appropriately, the proposed scheme exhibits substantially lower computational complexity than conventional ML decoders while maintaining the ML bit error performance.

1. 서 론

다중 입출력 (multiple-input multiple-output: MIMO) 시스템은 단일 입출력 (single-input single-output) 시스템에 비해 좋은 대역 효율을 갖는

다^[1]. MIMO 시스템은 주파수 대역의 초과 사용 없이 용량을 증가시킬 수 있다는 장점으로 차세대 통신 시스템에 이용될 핵심 기술 중 하나로서 각광받고 있다^[2]. 특히 MIMO 시스템의 대역 효율은 공간 다중화와 사용된 안테나 수의 증가에 따라 결정된다는 장점이 있

* 이 논문은 2010년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구(No.2010-0014610, No.2010-0015786)와 지식경제부 및 정보통신산업진흥원의 대학 IT 연구센터 지원사업(NIPA-2010-C1090-1011-0005)의 연구 결과로 수행되었음.

* 성균관대학교 정보통신공학부 (syoon@skku.edu), (°: 교신저자), ** 한국과학기술원 전기및전자공학과
논문번호: KICS2010-11-522, 접수일자: 2010년 11월 2일, 최종논문접수일자: 2010년 12월 21일

다. 하지만 이러한 장점이 있는 반면에 송신 안테나 사이의 간섭이 증가함에 따라 수신기 측면에서 복호를 위한 연산량이 늘어나는 것은 피치 못할 손실이다.

연산 효율이 좋은 MIMO 복호기를 설계함에 있어서의 문제점은 기존의 여러 연구에서 언급되고 있다¹³⁻¹⁵. 연산 효율이 좋은 복호기의 대표적인 예로는 zero-forcing, nulling and cancelling, 그리고 최적 순서화 기법을 기반으로 한 nulling and cancelling과 같은 준최적 복호기들이 있다^{11,19}. 하지만 최적 비트 에러율 (bit error rate: BER) 성능을 갖지 못하는 준최적 복호기들은 적은 연산량에도 불구하고 MIMO 시스템 고유의 장점을 온전히 이끌어 내지 못하는 단점을 갖는다.

이론적으로 최우도 복호기는 MIMO 시스템에서 최적의 BER 성능을 갖는다. 트리의 모든 격자점을 검사하는 전체 탐색 최우도 복호기는 안테나의 수, 신호 성좌도의 크기 증가에 따라 그 연산 복잡도가 급격히 증가한다. 따라서 최적의 BER 성능을 유지하되, 연산 복잡도를 낮추기 위하여 구복호 (sphere decoder: SD) 기법이 제안되었다¹⁰⁻¹². SD 기법은 수신 신호 점을 중심에 둔 다차원의 구안에 놓여있는 격자점들만을 탐색하는 기법으로 연산의 복잡도를 줄인다는 장점이 있다. 특히, 신호 대 잡음비 (signal to noise ratio: SNR) 값이 크고, 안테나의 수가 적은 경우에 SD 기법의 연산 복잡도는 준최적 복호기의 연산 복잡도와 비슷한 정도로 나타난다¹³. 하지만 안테나 수가 증가하거나 SNR 값이 작다면, 연산 복잡도는 크게 높아진다는 단점이 있다¹⁴. 다음으로, 너비 우선 탐색 기법에 기초하여 가장 가까운 위치의 격자점부터 탐색하는 너비 우선 탐색 복호기가 (breadth-first signal decoder: BSIDE) 제안되었고, 이는 최적 BER 성능을 가지며, SD 기법에 비해 더 낮은 연산 복잡도를 가진다¹⁵. 그러나 이 역시도 신호 성좌도가 클 경우 연산 복잡도가 높아지는 단점이 있다.

본 논문에서는 트리를 여러 단계로 나눈 뒤, 각 단계에 깊이 우선 탐색과 너비 우선 탐색을 적절히 적용하여 최적화를 달성하는 분할 기반 혼합 복호 기법이라는 (partition-based hybrid decoding: PHD) 새로운 최우도 복호 기법을 제안한다. 마지막 단계를 제외한 각 단계의 마지막 층에서 최우도 솔루션을 위한 노드 후보들을 추려내고, 마지막 단계에서는 그 후보들 중 더 가능성 있는 것을 먼저 검사하는 기법을 통해 PHD는 연산 복잡도를 줄인다. PHD의 복잡도에 대한 이득은 SNR이 작고 안테나 수가 많을 때 더 확연하게 나타난다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 본 논문에서 가정된 MIMO 시스템 모델에 대해 설명한다. III장에서는 PHD의 내용을 자세히 설명한다. 그리고 IV장에서는 BSIDE, PHD 그리고 SD의 연산 복잡도와 BER 성능을 비교한다. 마지막으로 V장에서는 결론을 내린다.

II. 시스템 모델

본 논문에서는 그림 1에서와 같이 N_t 개의 송신 안테나와 N_r 개의 수신 안테나로 구성된 MIMO 시스템을 고려한다. 송신측에서 입력 데이터스트림은 N_t 개의 서브스트림으로 나누어지고, 각각은 특정 전송 안테나를 통해 전송된다. 이 때 채널은 한 전송 주기 동안 상수 값을 갖고, 그 전송이 끝나면 그 값이 변하는 정적 레일레이 페이딩 채널로 (flat Rayleigh fading channel) 가정한다.

기저대역 복소 수신 신호 $\tilde{r} = [\tilde{r}_1, \tilde{r}_2, \dots, \tilde{r}_{N_r}]^T$ 은 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\tilde{r} = \tilde{H}\tilde{s} + \tilde{n}, \quad (1)$$

여기서 \tilde{H} 는 $N_r \times N_t$ 의 복소 채널 전송 행렬이고, $\tilde{s} = [\tilde{s}_1, \tilde{s}_2, \dots, \tilde{s}_{N_t}]^T$ 은 $N_t \times 1$ 인 복소 전송 신호 벡터이다. 그리고 $\tilde{n} = [\tilde{n}_1, \tilde{n}_2, \dots, \tilde{n}_{N_r}]^T$ 은 $N_r \times 1$ 인 복소 부가 잡음 벡터이다. 여기서 사용된 T 는 전치행렬을 의미한다. 복소 채널 전송 행렬 \tilde{H} 의 각 성분 $\{\tilde{h}_{i,j}\}$ 는 평균 값 0과 분산 1을 갖는 독립 동일 분포의 (independent and identically distributed: i.i.d.) 가우시안 랜덤 변수이며, 복소 채널 전송 계수 $\{\tilde{h}_{i,j}\}$ 는 수신기에서의 복호 과정 이전에 완벽하게 추정되었다고 가정한다. 부가 잡음 성분 $\{\tilde{n}_i\}$ 는 평균 0과 차원 당 분산을 $\sigma^2/2$ 로 갖는 i.i.d. 복소 가우시안 랜덤 변수이다. 전송된 복소

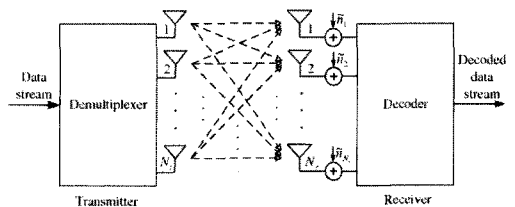


그림 1. N_t 개의 송신 안테나와 N_r 개의 수신 안테나를 갖는 MIMO 시스템의 예.

신호 $\{\tilde{s}_i\}$ 는 L^2 -직교진폭변조의 (L^2 -quadrature amplitude modulation: L^2 -QAM) 성좌도로부터 도출된다고 가정한다. 여기서 L 은 2의 제곱의 형태이다.

PHD의 설명을 쉽게 하기 위해, 식 (1)에서의 복소 행렬과 벡터들을 실수 형태로 변형하기 위해 $M=2N_i$, $N=2N_i$ 로 설정해준다. 그러면, 식 (1)로부터 다음과 같은 식을 얻을 수 있다.

$$\underline{r} = H\underline{s} + \underline{n}, \quad (2)$$

여기서 $\underline{r} = [\text{Re}\{\underline{r}^T\} \text{Im}\{\underline{r}^T\}]^T = [r_1, r_2, \dots, r_N]^T$ 은 수신 신호 벡터를 의미하고, H 는 채널 전송 행렬 \tilde{H} 의 실수 표현으로서 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$H = \begin{pmatrix} \text{Re}\{\tilde{H}\} & -\text{Im}\{\tilde{H}\} \\ \text{Im}\{\tilde{H}\} & \text{Re}\{\tilde{H}\} \end{pmatrix} \quad (3)$$

$\underline{s} = [\text{Re}\{\underline{s}^T\} \text{Im}\{\underline{s}^T\}]^T = [s_1, s_2, \dots, s_M]^T$ 는 실수 영역에서의 전송된 신호 벡터이고, $\underline{n} = [\text{Re}\{\underline{n}^T\} \text{Im}\{\underline{n}^T\}]^T = [n_1, n_2, \dots, n_N]^T$ 는 잡음 벡터이다. 여기서 $\text{Re}\{\cdot\}$ 과 $\text{Im}\{\cdot\}$ 은 각각 실수와 허수 성분을 나타낸다. \tilde{s}_i 가 L^2 -QAM의 성좌도로부터 도출되므로 $\underline{s} \in S_L^M$ 으로 나타낼 수 있으며, S_L 은 다음과 같다.

$$S_L = \left\{ -\frac{(L-1)}{2}, -\frac{(L-3)}{2}, \dots, \frac{(L-3)}{2}, \frac{(L-1)}{2} \right\}. \quad (4)$$

$N > M$ 일 때, 채널 전송 행렬 H 에 QR 행렬 분해를 수행함으로써, 식 (2)를 다음과 같이 분해하여 나타낼 수 있다^[6].

$$\underline{r} = [Q_1 \ Q_2] \begin{bmatrix} R \\ 0_{(N-M) \times M} \end{bmatrix} \underline{s} + \underline{n}. \quad (5)$$

$Q = [Q_1 \ Q_2]$ 는 $N \times N$ 인 unitary 행렬이고, $R = [r_{i,j}]$ 는 $M \times M$ 인 상 삼각 행렬이다. 그리고 $0_{(N-M) \times M}$ 은 $(N-M) \times M$ 인 영행렬이다. $Q^T = [Q_1^T \ Q_2^T]^T$ 를 식 (5)의 각 항 왼쪽에 곱해줌으로써, 다음과 같은 식을 얻을 수 있다.

$$\begin{bmatrix} \underline{y} \\ \underline{y}' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R\underline{s} \\ 0_{(N-M) \times M} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \underline{w} \\ \underline{w}' \end{bmatrix}, \quad (6)$$

여기서 $\underline{y} = Q_1^T \underline{r} = [\underline{y}]$, $\underline{w} = Q_1^T \underline{n}$, 그리고 $\underline{y}' = \underline{w}' = Q_2^T \underline{r} = Q_2^T \underline{n}$ 이다. \underline{y} 만이 전송된 신호 \underline{s} 에 관련이 있다.

전송된 신호 벡터 \underline{s} 의 최우도 복호를 구하기 위해, 주어진 수신 신호 벡터 \underline{r} 과 채널 전송 행렬 H 를 이용하여 \underline{r} 과 $H\underline{s}$ 사이의 거리를 구해보면 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} \|\underline{r} - H\underline{s}\|^2 &= (\underline{r} - H\underline{s})^T Q Q^T (\underline{r} - H\underline{s}) \\ &= \|Q_1^T \underline{r} - R\underline{s}\|^2 + \|Q_2^T \underline{r}\|^2 \\ &= \|\underline{y} - R\underline{s}\|^2 + \|Q_2^T \underline{r}\|^2 \end{aligned} \quad (7)$$

여기서 $Q Q^T = I$ 이므로, $\|\cdot\|$ 는 유클리드 평면상의 거리를 의미한다. 식 (6)에서 보였듯이, $\|Q_2^T \underline{r}\|^2 = \|\underline{y}'\|^2$ 가 \underline{s} 에 대해 독립적이기 때문에, 최우도 솔루션 $\hat{\underline{s}}$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} \hat{\underline{s}} &= \arg \min \|\underline{r} - H\underline{s}\|^2 \\ \underline{s} &\in S_L^M \\ &= \arg \min \|\underline{y} - R\underline{s}\|^2. \\ \underline{s} &\in S_L^M \end{aligned} \quad (8)$$

반면에, $N < M$ 이면, 채널 전송 행렬 H 를 먼저 $H = [H_1, H_2]$ 으로 나누어 준다. 이 때, H_1 은 $N \times N$ 행렬이고, H_2 는 $N \times (M-N)$ 행렬이다. H_1 에 QR 행렬 분해를 수행하면 다음과 같이 표현된다^[16].

$$\underline{r} = [QR, H_2] \underline{s} + \underline{n}. \quad (9)$$

식 (2)로부터, Q 는 $N \times N$ 의 직교 행렬이고, $R = [r_{i,j}]$ 는 $N \times N$ 의 상 삼각 행렬이다. 식 (9)의 양쪽 항의 왼쪽에 Q^T 를 곱해주게 되면, $\underline{y} = Q^T \underline{r}$, $\underline{s}_1 = [s_1, s_2, \dots, s_N]^T$, $\underline{s}_2 = [s_{N+1}, s_{N+2}, \dots, s_M]^T$ 이고, $\underline{n}' = Q^T \underline{n}$ 인 $\underline{y} = R\underline{s}_1 + Q^T H_2 \underline{s}_2 + \underline{n}'$ 를 얻게 된다. 최우도 솔루션 $\hat{\underline{s}}$ 를 찾기 위해 먼저 \underline{s}_2 를 고정하고 $\|\underline{y} - R\underline{s}_1 - Q^T H_2 \underline{s}_2\|^2$ 를 최소화 하는 \underline{s}_1 을 탐색한다. 그리고 이 과정은 $\underline{s}_2 \in S_L^{M-N}$ 인 모든 \underline{s}_2 의 선택에 대해 반복한다. 여기서 최우도 솔루션 $\hat{\underline{s}}$ 는 다음과 같이 나타낸다.

$$\begin{aligned} \hat{\underline{s}} &= \arg \min \min \|\underline{y} - R\underline{s}_1 - Q^T H_2 \underline{s}_2\|^2 \\ \underline{s}_2 &\in S_L^{M-N} \quad \underline{s}_1 \in S_L^N \end{aligned} \quad (10)$$

본 논문에서는 단순화를 위해 $N \geq M$ 으로 가정하지만, 본 논문의 모든 결과는 $N < M$ 의 경우에도 마찬가지로 적용될 수 있다.

III. 제안된 복호 기법

3.1 예비 연구

PHD 기법에서는 다른 기존의 기법들과 마찬가지로 상 삼각 행렬 R 을 이용하여 최우도 솔루션 \hat{s} 을 찾는 트리 구조가 가정된다. L^2 -QAM을 이용하는 $N_r \times N_t$ MIMO 시스템의 경우, 하나의 뿌리로부터 시작되어 M 개의 ($= 2N_t$) 층을 갖는 L -ary 트리가 생성된다. $S_{M+1}^{(1)}$ 은 트리의 뿌리를 의미하고, $k=1, 2, \dots, M$, $i=1, 2, \dots, L^{M-k+1}$ 일 때, k 번째 층의 i 번째 노드는 벡터 $\underline{s}_k^{(i)} = [s_{k,k}^{(i)}, s_{k+1,k}^{(i)}, \dots, s_{M,k}^{(i)}]^T$ 로 표현된다. $\underline{s}_k^{(i)}$ 의 성분 $\{s_{j,k}^{(i)}\}_{j=k}^M$ 은 S_L 로부터 도출되었기 때문에, 전송된 벡터 \underline{s} 는 첫 번째 층의 노드 $\underline{s}_1^{(i)}$ 로 표현할 수 있다. 그림 2는 $M=4$ 이고 $L=2$ 일 때, $S_2 = \left\{-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}\right\}$ 인 트리의 예이다. 노드 $\underline{s}_k^{(i)}$ 의 매트릭을 다음과 같이 정의하면 다음과 같다.

$$A(\underline{s}_k^{(i)}) = \sum_{j=k}^M \left(y_j - \sum_{l=j}^M r_{j,l} s_l^{(i)} \right)^2, \quad (11)$$

식 (8)로부터, 최우도 복호 기법에서 트리 탐색의 목표는 첫 번째 층에서 $\{A(\underline{s}_1^{(i)})\}_{i=1}^{L^M}$ 들 중 가장 작은 노드 매트릭을 갖는 벡터를 찾는 것임이 명확해진다. 본 논문의 트리 탐색의 문맥에서, 기존에 사용되는 child 노드, descendant 노드, predecessor 노드, 그리

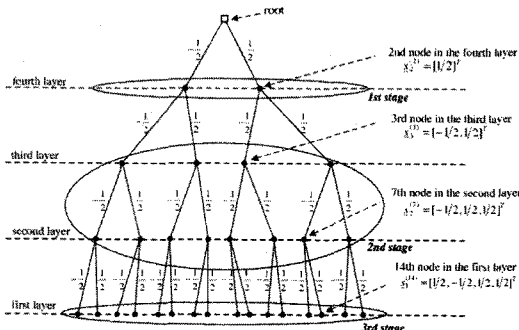


그림 2. $M=4$, $L=2$, $Q_2 = \{-1/2, 1/2\}$ 이며, 세 단계로 나누어진 트리의 예

고 서브트리 등의 용어들은 기존의 문헌 [17]에서와 같은 정의로 사용될 것이다.

3.2 제안된 복호 기법

제안된 PHD 기법은 먼저 트리를 여러 단계로 나눈다. M 개의 층을 갖는 트리에 대해 임의의 단계 i 가 M_i 개의 층을 포함하도록 T 단계로 나눌 수 있다. 여기서 $i=1, 2, \dots, T$, $T \in \{1, 2, \dots, M\}$, $M_i \in \{1, 2, \dots, M\}$ 이며, $\sum_{i=1}^T M_i = M$ 이다. 1번째 단계는 $M - \sum_{j=1}^{i-1} M_j$, $M - \sum_{j=1}^{i-1} M_j - 1, \dots$, 그리고 $M - \sum_{j=1}^i M_j + 1$ 의 층으로 구성된다. 그림 2를 예로 들면, 첫 번째, 두 번째, 세 번째 단계는 각각 {layer 4}, {layer 3, layer 2}, {layer 1}으로 구성되어 있다. 각 단계에서는, 깊이 혹은 너비 탐색 기법을 적용하며, 탐색 범위는 이전 단계에서 살아남은 노드들을 뿌리로 하는 서브트리들만으로 국한된다. 여기서 전체 트리의 뿌리 $S_{M+1}^{(1)}$ 은 첫 번째 단계 이전에서 살아남은 유일한 노드로 가정된다.

3.2.1 Step 1: 처음 $(T-1)$ 단계들에서 최우도 솔루션 후보를 결정하기

Step 1의 $(T-1)$ 개의 각 단계들에 깊이 우선 혹은 너비 우선 탐색을 적용시킴으로써 결정된 각 단계의 제일 아래층의 노드들이 다음 단계에서 서브트리들의 뿌리로 사용된다. 살아남은 노드들은 그것들의 매트릭이 임계값 $D_{DFE}^2 = \|\underline{y} - R\hat{\underline{s}}\|^2$ 과 같거나 그보다 작은 노드들이다. 여기서 $\hat{\underline{s}}$ 는 결정 재입력 등호기의 (decision feedback equalizer: DFE) 솔루션 이다. DFE의 매트릭 D_{DFE}^2 를 임계값으로 사용하게 되면, QR 행렬 분해를 이용하는 기존의 방식들에 비해 연산의 복잡도를 낮출 수 있다는 장점이 있다. 최우도 솔루션은 항상 $D_{ML}^2 = \|\underline{y} - R\hat{\underline{s}}\|^2 \leq \|\underline{y} - R\hat{\underline{s}}\|^2 = D_{DFE}^2$ 를 만족시키므로, D_{DFE}^2 를 사용함으로써 step 1에서 탐색이 진행되는 동안 최우도 솔루션을 폐기하는 일이 없어지게 된다. 여기서, D_{ML}^2 은 첫 번째 층에서의 최우도 솔루션과 트리의 뿌리 사이에서 측정된 매트릭이다. 이는 행렬 R 과 신호 성파도 S_L^M 에 의해 구성된 격자점들 중 가장 가까운 격자점과 변환된 수신 신호 $\underline{y} = Q_1^T \underline{r}$ 사이의 거리의 제곱과 같은 값을 갖는다.

1번째 단계의 최하단 층에서,

$$\Omega_1 = \left\{ \left(\underline{s}_k^{(i)}, A(\underline{s}_k^{(i)}) \mid A(\underline{s}_k^{(i)}) \leq D_{DFE}^2 \right) \right\} \quad (12)$$

N_l 개의 노드 쌍들의 집합과 단계의 최하단 층에서 (즉, $k = M - \sum_{j=1}^l M_j + 1$ 층) 그들의 노드 매트릭은 $l = 1, 2, \dots, T-1$ 에 대해, 깊이 혹은 너비 우선 탐색 기법을 적절히 적용시킴으로써 구할 수 있다. 여기서 살아남은 노드들의 숫자 $\{N_l\}$ 은 $L \sum_{l=1}^{M_j} \geq N_{T-1} \geq N_{T-2} \geq \dots \geq N_1 \geq 1$ 이다. $(l+1)$ 번째 단계에서는 Ω_l 에서의 N_l 개의 노드들을 뿌리로 하는 N_l 개의 서브트리들을 계속 탐색한다.

Step 1의 한 단계에서 깊이 우선 탐색 기법을 사용할 때, 그 기법은 더 아래층으로 이동하며 노드 매트릭이 임계값보다 작거나 같은 child 노드 한 개만을 따라가며 탐색한다. 이 탐색은 가장 아래층에 도착하거나, 한 노드의 child 노드 모두를 탐색하면서 모든 children 노드들이 임계값보다 크거나 같은 매트릭만을 가진 것으로 판별될 때까지 계속된다. 그리고 난 후, 후진이 발생하여 적어도 한 개 이상의 탐색되지 않은 child 노드를 가지며, 현재 층의 관점에서 위층들 중에서 가장 낮은 위치에 있는 층인 predecessor 노드 까지 돌아가게 된다. 여기서 임계값보다 작거나 같은 매트릭을 가진 탐색되지 않은 child 노드를 다시 깊이 우선 탐색 기법으로 검사하게 된다. 이 작업은 깊이 우선 탐색 기법이 모든 노드를 탐색 한 후 뿌리로 되 돌아갈 때까지 계속된다.

반면에 너비 우선 탐색 기법이 step 1의 한 단계에 적용될 때, 그 기법은 먼저 제일 위층의 모든 노드 매트릭들을 계산한다. 여기서 임계값보다 큰 매트릭을 갖는 노드들은 제외하게 된다. 그리고 나서 제외되지 않은 노드들로부터 이어진 아래층의 노드들의 매트릭들만이 연산되며, 이러한 과정은 그 단계에서 가장 아래층의 매트릭들 중, 임계값과 비교하여 같거나 작은 매트릭이 발견되는 동안 계속된다.

3.2.2. Step 2: 첫 번째 층에서 가장 작은 노드 매트릭을 갖는 노드 찾기

마지막 단계에서, 먼저 임계값 D_{DFE}^2 을 설정하고, N_{T-1} 개의 노드에서 내려온 N_{T-1} 개의 서브트리들을 깊이 혹은 너비 우선 탐색 기법을 이용한 BSIDE, 리스트 구 복호기 (list SD: LSD), 그리고 SD 중 하나를 선택하여 탐색한다. BSIDE, LSD와 SD에 관한 자세한 내용은 각각 문헌 [15], [12], [11]에서 알 수 있다.

첫 번째 층에서 가장 작은 매트릭을 갖는 노드가 최우도 솔루션으로 선언될 것이기 때문에, 가급적 $(T-1)$ 단계에서 살아남은 노드들로부터 이어진 서브

트리들 전부를 탐색하지 않고 최우도 솔루션인 노드를 찾기를 바라게 된다. 그 때문에 PHD는 Ω'_{T-1} 에서 노드들을 오름차순으로 다음과 같이 재정렬한 후, N_{T-1} 개의 서브트리들을 순서에 따라 탐색한다.

$$\Omega'_{T-1} = \{ \{s_k^{[i]}, A(s_k^{[i]})\} \mid s_k^{[i]} \in \Omega_{T-1}, A(s_k^{[1]}) \leq A(s_k^{[2]}) \leq \dots \leq A(s_k^{[N_{T-1}]}) \}, \quad (13)$$

여기서, $k = M - \sum_{j=1}^{T-1} M_j + 1 = M_T + 1$ 이다. 그와 동시에 가능한 빨리 최우도 솔루션을 찾을 확률을 최대로 하기 위해, PHD는 첫 번째 층에서의 어떤 노드가 현재의 임계값보다 작은 크기의 매트릭을 가진 것이 발견 될 때마다 그 노드의 매트릭을 새로운 임계값으로 재 설정해준다.

특히, 재정렬된 순서에서의 첫 번째 노드 $s_k^{[1]}$ 을 뿌리로 가진 서브트리로부터 시작하여 첫 번째 층에서의 가장 작은 매트릭을 갖는 노드를 찾는다. $s_k^{[n-1]}$ 을 뿌리로 가진 서브트리에 대한 탐색이 끝났을 때, 만약 모든 $s_k^{[n]}$ 의 매트릭 $A(s_k^{[n]})$ 이 기존의 임계값보다 크 다면, 임계값으로 설정되었던 매트릭을 갖는 노드가 최우도 솔루션으로 선언되고 탐색이 종료된다. 이는 $\{s_k^{[j]}\}_{j=n}^{N_{T-1}}$ 의 모든 descendant 노드들은 그 이전까지 탐색된 가장 작은 매트릭을 갖는 노드의 매트릭보다 큰 값을 가질 것이라는 사실을 바탕으로 한다. 보다 가능성 있는 서브트리를 먼저 검사하는 과정과 임계 값을 적합하게 갱신하는 과정은 가능한 빨리 최우도 솔루션을 찾을 가능성을 최대화하고 결과적으로는 가능성이 희박한 서브트리를 불필요하게 탐색하는 것을 방지하여 연산의 복잡도를 줄인다.

실제 트리를 탐색할 때 하나의 탐색 기법만을 적용 하는 기존의 복호 기법들과는 다르게 PHD는 SNR, 안테나 수, 그리고 신호 성좌도 크기 변화와 같이 복 호 환경 변수들이 달라짐에 따라 여러 단계로 나뉜 트 리의 각 단계에 다양한 탐색 기법들을 적응적으로 사 용하여 탐색한다. 각 단계에 적합한 탐색 기법을 사 용함으로써, PHD는 여러 탐색 기법들의 장점을 최대한 이끌어 낼 수 있고 연산 복잡도를 줄일 수 있다. 또한 트리 분할의 자연스러운 이점으로써, 보다 가능성 있 는 서브트리 후보들을 먼저 탐색하고 가능한 빨리 최 우도 솔루션을 찾아 탐색 과정을 종료하는 것은 결과 적으로 더욱 연산의 복잡도를 줄이게 된다.

IV. 성능 평가

4.1 연산 복잡도 분석

곱셈의 횟수는 복호 기법의 연산의 복잡도를 표현 하는데 있어 널리 사용되는 유용한 지표이다¹⁸⁾. 본 논문에서도, PHD의 연산 복잡도를 곱셈 횟수 측면에서 분석하였으며, 다른 최우도 복호 기법들의 연산 복잡도와 비교하였다.

PHD 기법 수행 시, 먼저 H 를 QR 행렬 형태로 분해하며, $\underline{y} = Q_1^T \underline{r}$, $\underline{\tilde{s}}$, 그리고 $D_{DFE}^2 = \|\underline{y} - R\underline{\tilde{s}}\|^2$ 이 연산된다. QR 행렬 분해를 위해 요구되는 곱셈의 횟수는 대략적으로 $NM^2 - M^3/3$ 이다¹⁹⁾. \underline{y} , D_{DFE}^2 그리고 $\underline{\tilde{s}}$ 는 각각 NM 번의 곱셈, $M(M+3)/2$ 번의 곱셈, 그리고 M 번의 나눗셈을 필요로 한다¹⁵⁾. 여기서 나눗셈은 곱셈과 같은 연산 복잡도를 요구한다고 가정할 때, 위 연산들의 총 곱셈 횟수는 다음과 같이 주어진다.

$$NM(M+1) - \frac{M^3}{3} + \frac{M(M+5)}{2} \quad (14)$$

식 (14)는 SNR과 신호 성좌도 크기와는 무관하게 요구되는 곱셈의 횟수를 의미한다.

PHD의 연산 복잡도는 T 개의 단계들에서의 총 곱셈 횟수에 식 (14)를 더해줌으로써 결정된다. 한 단계에서의 곱셈 횟수는 사용된 복호 기법에 따라 다르며 그 단계의 문턱값과 같거나 작은 값의 매트릭을 갖는 노드들의 수에 따라 다르다. 문턱값보다 작거나 같은 매트릭을 갖는 노드들은 SNR에 의존하는 랜덤 변수인 채널 전송 행렬 H 와 수신 벡터 \underline{r} 에 관한 함수이므로, 그 노드들 또한 랜덤 변수이다¹³⁾. 트리를 탐색하는 복호 기법의 정확한 탐색 경로는 예측 불가능하기 때문에 곱셈의 횟수는 전송 때마다 다를 것이다. 결론적으로 복호 기법의 정확한 곱셈의 횟수를 닫힌 꼴 형태로 표현하는 것은 일반적으로 불가능하다. 그러므로 본 논문에서는 다양한 기법들의 곱셈의 횟수는 컴퓨터 시뮬레이션의 많은 반복을 통한 평균으로 얻어지고, 비교된다.

4.2 시뮬레이션 결과 및 토의

컴퓨터 시뮬레이션을 이용한 10^6 번의 모의실험을 통해 얻은 평균 곱셈 횟수로 BSIDE, PHD, 그리고 SD의 연산 복잡도를 계산하고, 비교한다. 또한 BSIDE, PHD, 그리고 SD이 BER 성능 측면에서 모두 최적이라는 점을 보여줄 것이다. PHD의 추가적인

특징은 몇 가지 MIMO 전송 시나리오들에서 단계들의 구성과 곱셈의 횟수 간의 관계로 논의될 것이다. 모든 시뮬레이션에서 SNR은 다음과 같이 정의된다.

$$\frac{E\{\|H\underline{s}\|^2\}}{E\{\|\underline{n}\|^2\}} \quad (15)$$

여기서 $E\{\cdot\}$ 는 기대값을 의미한다. PHD 구조의 구체적인 표현에서, $\text{PHD} \left[\{A_j(M_j)\}_{j=1}^T \right]$ 는 M_j 개 층으로 이루어진 j 번째 ($j=1, 2, \dots, T$) 단계에서 탐색 기법 A_j 가 사용되었음을 의미한다. 탐색 기법 $\{A_j\}$ 를 표현하기 위해, 'BF', 'BS', 'LS' 그리고 'SD'가 각각 너비 우선 탐색, BSIDE, LSD, 그리고 SD를 표현하기 위해 사용될 것이다. 이 네 가지 기법 중 'BS'와 'SD'는 PHD의 Step 2 과정에서만 사용될 수 있다. 'BF'는 PHD의 Step 1 과정에서만 사용될 수 있고, 'LS'는 Step 1 과 Step 2 모두에서 사용될 수 있다. 결론적으로 PHD의 Step 1, 2에서는 여섯 가지의 가능한 조합이 있다. 시뮬레이션에서 LSD와 SD의 첫 탐색 반경을 D_{DFE} 로 설정하고 제공근의 연산 복잡도는 곱셈의 연산 복잡도와 같게 가정한다.

4.2.1 각 단계에 속하는 층의 개수에 따른 결과

그림 3-8에서는 $N_i = N_r = 4$, $L=4$ 이고 $T=2$ 일 때, 두 단계에 적용 가능한 여섯 개의 탐색 기법들의 조합에 대해 두 단계에서의 층의 개수 M_1 과 $M_2 = 8 - M_1$ 에 따라 PHD의 연산 복잡도가 변화하는 것을 보인다. 분명히, PHD의 연산 복잡도는 특정한 형태에 의존하고 탐색 기법들과 2개 단계에서 각 층의 개수들의 변화에 의존한다.

그러나 PHD의 다양한 형태 사이의 곱셈 횟수의 차이는 SNR이 증가할수록 빠르게 감소한다. 다른 L 값에 대해서도 유사한 결과를 얻었지만 공간상의 이유로 본 논문에는 포함하지 않았다.

두 단계에서 층의 숫자를 다르게 설정하는 것이 각기 다른 연산 복잡도를 갖는 결과로 나타나지만, $M_1 = M_2 = M/2$ 로 설정하는 것은 PHD의 연산 복잡도를 곱셈의 평균 횟수로 판단함에 있어 불합리한 선택이 아니다. 직관적으로, M_1 이 클수록 첫 번째 단계에서 살아남는 노드가 더 많아질 것이고 이는 두 번째 단계에서의 더 많은 트리 탐색을 필요로 하게 될 것이다. 이로 인해 결과적으로 PHD 기법은 더 높은 복잡도를 보이게 될 것이다. 이와 마찬가지로 M_2 가 크면

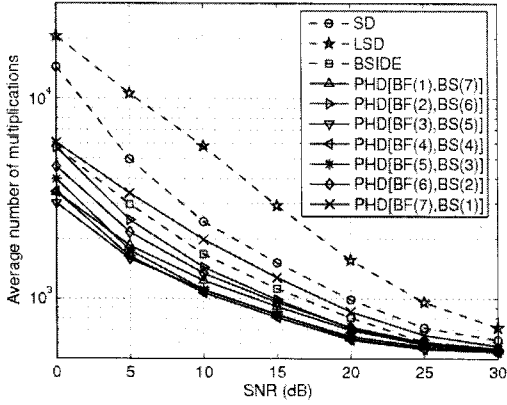


그림 3. $N_t = N_r = 4, L = 4$ 일 때, M_1 값의 변화에 따른 $\text{PHD}[\text{BF}(M_1), \text{BS}(8 - M_1)]$ 의 평균 곱셈 횟수.

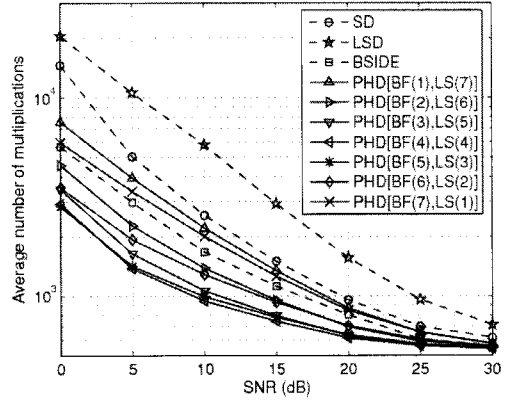


그림 4. $N_t = N_r = 4, L = 4$ 일 때, M_1 값의 변화에 따른 $\text{PHD}[\text{BF}(M_1), \text{LS}(8 - M_1)]$ 의 평균 곱셈 횟수.

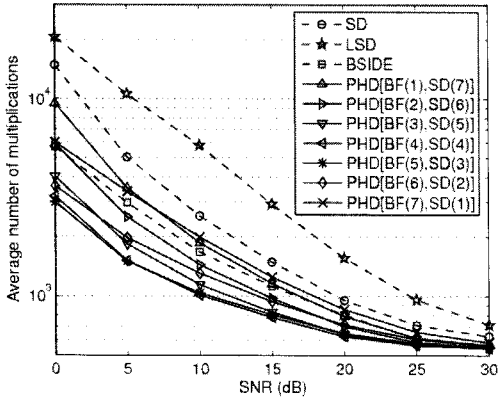


그림 5. $N_t = N_r = 4, L = 4$ 일 때, M_1 값의 변화에 따른 $\text{PHD}[\text{BF}(M_1), \text{SD}(8 - M_1)]$ 의 평균 곱셈 횟수.

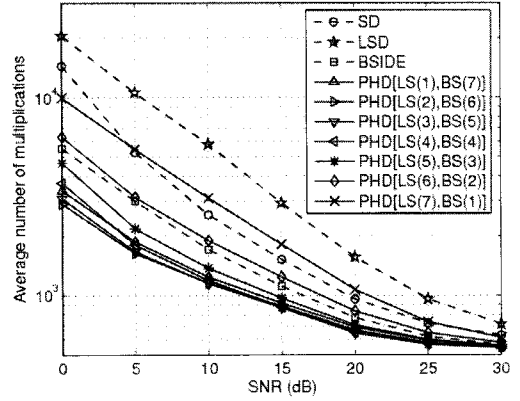


그림 6. $N_t = N_r = 4, L = 4$ 일 때, M_1 값의 변화에 따른 $\text{PHD}[\text{LS}(M_1), \text{BS}(8 - M_1)]$ 의 평균 곱셈 횟수.

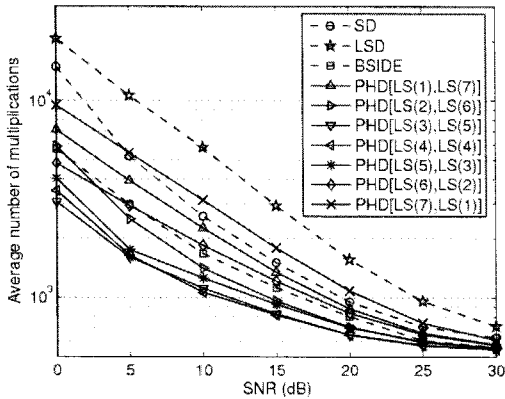


그림 7. $N_t = N_r = 4, L = 4$ 일 때, M_1 값의 변화에 따른 $\text{PHD}[\text{LS}(M_1), \text{LS}(8 - M_1)]$ 의 평균 곱셈 횟수.

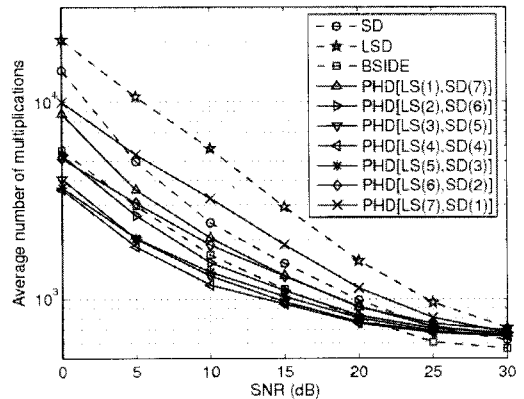


그림 8. $N_t = N_r = 4, L = 4$ 일 때, M_1 값의 변화에 따른 $\text{PHD}[\text{LS}(M_1), \text{SD}(8 - M_1)]$ 의 평균 곱셈 횟수.

2번째 단계에서 긴 트리들이 발생하게 되고, 이는 더 높은 복잡도를 보이게 될 것이다. 지금부터 트리를 같은 수의 층을 갖는 두 단계로 나누는 PHD에 초점을 맞출 것이다. 그러나 언급되었다시피, $M/2$ 이외의 값으로 M 값을 설정해주는 것이 상황에 따라 더 좋을 수도 있다.

4.2.2 다양한 복호 기법들의 복잡도 비교 결과

그림 9는 변조 치수가 $L=2, 4, 8$ 이고 송신, 수신 안테나가 2개인 경우 BSIDE, LSD, PHD, 그리고 SD로 탐색했을 때의 BER 성능을 보인 것이다. BSIDE, LSD, PHD, 그리고 SD 모두 최적의 BER 성능을 보인다. 세 가지 변조 기법에서 (4-, 16-, 64-QAM) BSIDE, LSD, PHD, 그리고 SD의 평균 곱셈 횟수는 그림 10-12에 보였다. 이 그림들에서, 대부분의 경우 PHD는 LSD와 SD 보다 뛰어난 성능을 보였다. 그리고 L 이 클 때, BSIDE 보다 뛰어난 성능을 보였다. 다른 기법들과 비교해 PHD의 연산 복잡도에 있어서의 이득은 일반적으로 SNR이 작고 안테나 수가 많을 때, 더 크다는 것 또한 관측되었다. 이러한 경향은 송신과 수신 안테나들의 수가 각각 3개와 4개일 때도 비슷하게 관측되었다.

4.2.3 두 단계를 가진 PHD에서 탐색 기법 선택에 따른 복잡도 비교

시뮬레이션 결과를 기반으로 다음과 같은 점들을 생각해 볼 수 있다. 우선 두 번째 단계에서 고정된 하나의 탐색 기법만 사용할 경우 첫 번째 단계에서 'BF'는 $N_t = N_r = 2, 3, 4$ 그리고 $L=2, 4$ 일 때, 'LS' 보다 덜 복잡한 연산 복잡도를 갖는다. $L=8$ 일 때, 낮은

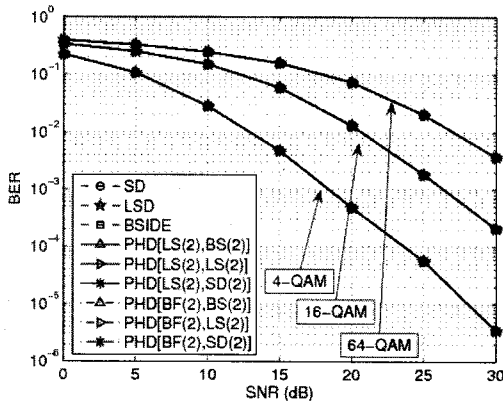


그림 9. $N_t = N_r = 2$ 이고, $L=2, 4, 8$ 일 때, BSIDE, LSD, PHD[$A_1(2), A_2(2)$] 그리고 SD기법들의 BER 성능.

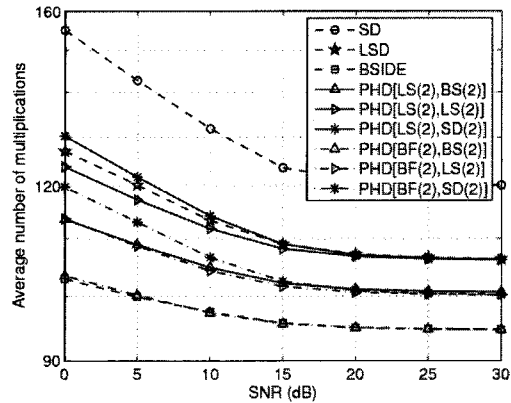


그림 10. $N_t = N_r = 2$ 이고, $L=2$ 일 때, BSIDE, LSD, PHD[$A_1(2), A_2(2)$] 그리고 SD기법들의 평균 곱셈 횟수.

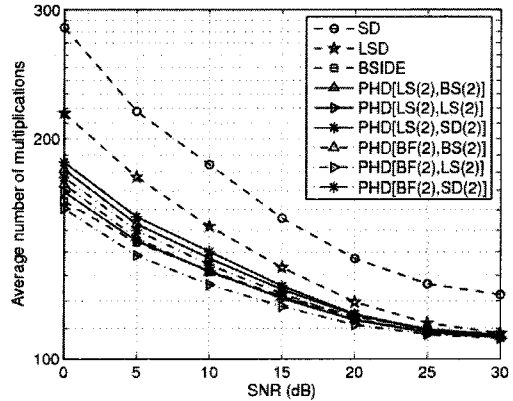


그림 11. $N_t = N_r = 2$ 이고, $L=4$ 일 때, BSIDE, LSD, PHD[$A_1(2), A_2(2)$] 그리고 SD기법들의 평균 곱셈 횟수.

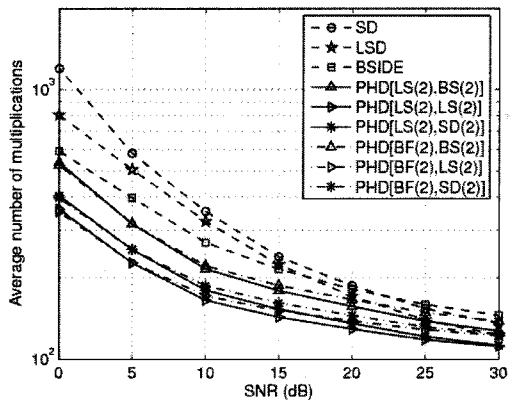


그림 12. $N_t = N_r = 2$ 이고, $L=8$ 일 때, BSIDE, LSD, PHD[$A_1(2), A_2(2)$] 그리고 SD기법들의 평균 곱셈 횟수.

SNR에서 같은 결과를 얻을 수 있다. 하지만 SNR이 커질수록 'LS'가 낮은 연산 복잡도를 갖게 된다. 또한 첫 번째 단계에서 탐색 기법을 하나로 고정할 때, 두 번째 단계에서 $L=2$ 일 때, 탐색 기법으로는 'BS'가 우선적으로 고려될 것이고, 'LS'는 L 이 커질수록 고려될 것이다. 이러한 탐색 기법들에 영향을 받는 PHD 연산 복잡도는 깊이 우선 탐색 그리고 너비 우선 탐색 알고리즘 고유의 특징의 자연스러운 결과이다. 이러한 관측들을 요약해 나타낸 결과가 표 1 및 표 2에 나타나 있다.

표 1. PHD의 첫 번째 단계에서 우선시되는 탐색 기법

L^2 -QAM 송·수신 안테나 수	4-, 16-QAM	64-QAM
$N_t = N_r = 2$	BF	BF (SNR < 5dB) LS (SNR > 5dB)
$N_t = N_r = 3$	BF	BF (SNR < 17dB) LS (SNR > 17dB)
$N_t = N_r = 4$	BF	BF (SNR < 28dB) LS (SNR > 28dB)

표 2. PHD의 두 번째 단계에서 우선시되는 탐색 기법 ($\alpha > \beta$ 와 $\alpha \geq \beta$ 는 각각 α 가 β 에 비해 '우선시 된다' 와 '약간 우선시 된다' 를 의미한다).

L^2 -QAM 송·수신 안테나 수	4-QAM	16-QAM	64-QAM
$N_t = N_r = 2$	B S > L S ≥ SD	L S > B S ≥ SD	L S > S D ≥ BS
$N_t = N_r = 3$	B S > L S ≥ SD	L S > S D ≥ BS	L S > S D ≥ BS
$N_t = N_r = 4$	B S > L S ≥ SD	L S > S D ≥ BS	L S > S D ≥ BS

V. 결 론

MIMO 시스템에서의 응용을 위해, 본 논문에서는 기존의 최우도 복호 기법들에 비해 연산 복잡도 측면에서 막대한 이득을 제공하는 PHD라는 새로운 최우도 복호 기법을 제안하였다. 제안된 복호 기법은 트리를 여러 단계로 나누고, 각 단계에 깊이 우선 탐색 기법과 너비 우선 탐색 기법을 적절히 적용하여 탐색한다. 제안된 복호 기법에서 트리를 여러 단계로 적절히 나누는 것은 매우 중요한 역할을 수행하며, 이는 각 단계에 여러 탐색 기법들의 장점을 최대한 끌어낼 수

있게 하는 핵심적인 역할을 한다. 또한 제안된 기법은 나누는 단계의 수 선택에 있어서 유연성을 가지며, 단계별 층의 수와 탐색 기법의 선택에 있어서도 마찬가지로 유연성을 갖는다.

시뮬레이션 결과에서, 제안된 기법은 기존 최우도 복호기와 비교했을 때 최적 BER 성능은 유지하고, 연산 복잡도 측면에서는 상당히 낮은 연산 복잡도를 보인다. 또한 제안된 기법을 적용하였을 때, SNR이 낮아지거나 안테나의 수가 늘어나는 경우에, 연산 복잡도 측면에서의 이득이 더욱 증가됨을 알 수 있다.

참 고 문 헌

- [1] G. D. Golden, G. J. Foschini, R. A. Valenzuela, and P. W. Wolniansky, "Detection algorithm and initial laboratory results using the V-BLAST space-time communication architecture," *Electron. Lett.*, Vol.35, No.1, pp.14-16, Jan. 1999.
- [2] Í. E. Telatar, "Capacity of multi-antenna Gaussian channels," *European Trans. Telecommun.*, Vol.10, pp.585-596, Nov./Dec. 1999.
- [3] H. Artés, D. Seethaler, and F. Hlawatsch, "Efficient detection algorithms for MIMO channels: a geometrical approach to approximate ML detection," *IEEE Trans. Sig. Process.*, Vol.51, No.11, pp.2808-2820, Nov. 2003.
- [4] W. Zhao and G. B. Giannakis, "Reduced complexity closest point decoding algorithms for random lattices," *IEEE Trans. Wireless Commun.*, Vol.5, No.1, pp.101-111, Jan. 2006.
- [5] T. H. Khine, K. Fukawa, and H. Suzuki, "Suboptimal algorithm of MLD using gradient signal search in direction of noise enhancement for MIMO channels," *IEICE Trans. Commun.*, Vol.E90-B, No.6, pp.1424-1432, June 2007.
- [6] J. Li, F. F. Cao, and J. Yang, "Low-complexity algorithm for near-optimum detection of V-BLAST systems," *IEEE Sig. Process. Lett.*, Vol.14, No.9, pp.593-596, Sep. 2007.
- [7] M. O. Damen, K. Abed-Meraim, and S. Burykh, "Iterative QR detection for BLAST," *Wireless Personal Commun.*, Vol.19, No.3, pp.179-191,

Dec. 2001.

[8] K. Higuchi, H. Kawai, N. Maeda, H Taoka, and M Sawahashi, "Experiments on real-Time 1-Gb/s packet transmission using MLD-based signal detection in MIMO-OFDM broadband radio access," *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, Vol.24, No.6, pp.1141-1153, June 2006.

[9] L. Babai, "On Lovász' lattice reduction and the nearest lattice point problem," *Combinatorica*, Vol.6, No.1, pp.1-13, Mar. 1986.

[10] U. Fincke and M. Pohst, "Improved methods for calculating vectors of short length in a lattice, including a complexity analysis," *Math. Comp.*, Vol.44, No.170, pp.463-471, Apr. 1985.

[11] E. Viterbo and J. Boutros, "A universal lattice code decoder for fading channels," *IEEE Trans. Inform. Theory*, Vol.45, No.5, pp.1639-1642, July 1999.

[12] B. Hochwald and S. ten Brink, "Achieving near capacity on a multiple antenna channel," *IEEE Trans. Commun.*, Vol.51, No.3, pp.389-399, Mar. 2003.

[13] B. Hassibi and H. Vikalo, "On the sphere-decoding algorithm I. expected complexity," *IEEE Trans. Sig. Process.*, Vol.53, No.8, pp.2806-2818, Aug. 2005.

[14] J. Jalden and B. Ottersten, "On the complexity of sphere decoding in digital communications," *IEEE Trans. Sig. Process.*, Vol.53, No.4, pp.1474-1484, Apr. 2005.

[15] H. G. Kang, I. Song, J. Oh, J. Lee, and S. Yoon, "Breadth-first signal decoder (BSIDE): a novel maximum likelihood scheme for multi-input multi-output systems", *IEEE Trans. Vehicle Technol.*, Vol.57, No.3, pp.1576-1584, Mar. 2008.

[16] M. O. Damen, H. E. Gamal, and G. Caire, "On maximum-likelihood detection and the search for the closest lattice point," *IEEE Trans. Inform. Theory*, Vol.49, No.10, pp.2389-2402, Oct. 2003.

[17] G. Valiente, *Algorithms on Trees and Graphs*, Springer, 2002.

[18] Z. Guo and P. Nilsson, "Algorithm and implementation of the K-best sphere decoding

for MIMO detection," *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, Vol.24, No.3, pp.491-503, Mar. 2006.

[19] G. H. Golub and C. F. Van Loan, *Matrix Computations*, Johns Hopkins University Press, 1996.

이 명 수 (Myungsoo Lee)

준회원



2008년 2월 성균관대학교 정보통신공학부 공학사
 2009년 3월~현재 성균관대학교 휴대폰학과 석사과정
 2009년 12월 IEEE Seoul Section Student Paper Contest 동상 수상

2010년 6월 한국통신학회 추계 종합학술발표회 우수 논문상 수상

2010년 12월 아이디스 전자신문 대학(원)생 과학기술&IT 논문공모 대제전 최우수상 수상

<관심분야> 통신 이론, 이동통신, 통계학적 신호 처리

이 영 포 (Youngpo Lee)

정회원



2008년 2월 성균관대학교 정보통신공학부 공학사

2010년 2월 성균관대학교 휴대폰학과 공학석사

2010년 3월~현재 성균관대학교 휴대폰학과 박사 과정

2008년 11월 한국통신학회 하계종합학술발표회 우수논문상 수상

2009년 12월 IEEE Seoul Section Student Paper Contest 대상 수상

2010년 1월 성균관대학교 정보통신공학부 우수논문상 수상

2010년 12월 아이디스 전자신문 대학(원)생 과학기술&IT 논문공모 대제전 최우수상, 장려상 수상

<관심분야> 통신 이론, 이동통신, 통계학적 신호처리

송 익 호 (Iickho Song)

중신회원

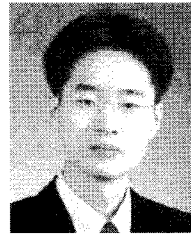


1982년 2월 서울대학교 전자공학과 공학사 (준최우등)
1984년 2월 서울대학교 전자공학과 공학석사
1985년 8월 펜실베니아대학교 전기공학과 공학석사
1987년 5월 펜실베니아대학교 공학박사

1987년 3월~1988년 2월 벨 통신연구소 연구원
1988년 3월~현재 한국과학기술원 전기및전자공학과 조교수, 부교수, 교수
1995년 1월~현재 한국과학기술원 논문지 편집위원, 편집 부위원장
대한전자공학회, 한국음향학회, 한국통신학회 평생회원, IET 석학회원, IEEE 석학회원
<관심분야> 통계학적 신호처리, 통신이론, 신호검파와 추정, 이동통신

윤 석 호 (Seokho Yoon)

중신회원



1997년 2월 한국과학기술원 전자전산학과 공학사(최우등)
1999년 2월 한국과학기술원 전자전산학과 공학석사
2002년 2월 한국과학기술원 전자전산학과 공학박사
2002년 3월~2002년 6월 MIT 박사후 연구원

2002년 7월~2003년 2월 하버드대학교 박사후 연구원
2003년 3월~현재 성균관대학교 정보통신공학부 전임 강사, 조교수, 부교수
2000년 2월 삼성 휴먼테크 논문대상 동상 수상
2007년 Marquis Who's Who in Asia에 등재
2007년 IEEE 준석학회원
2008년 Marquis Who's Who in World에 등재
2009년 한국통신학회 LG 학술상 수상
<관심분야> 통신이론, 이동통신, 통계학적 신호처리