

공간다중화 MIMO 시스템을 위한 효율적 계산량의 신호검출 기법

준희원 임 태 호*, 정희원 김 재 권**, 이 주 현***, 윤 상 보***,
종신회원 조 용 수*

A Computationally Efficient Signal Detection Method for Spatially Multiplexed MIMO Systems

Tae-Ho Im* *Associate Member*, Jae-Kwon Kim**, Joo-Hyun Yi*** *Regular Members*,
Sang-boh Yun*** *Regular Member*, Yong Soo Cho* *Lifelong Member*

요 약

무선통신 채널에서 높은 전송 속도를 가능하게 하는 공간다중화 MIMO 시스템 수신부에서 다중화된 신호를 검출하는 것은 어려운 작업이며, 최근 다양한 신호검출 기법들이 개발되어졌다. 다양한 신호검출 기법 중 maximum likelihood detection with QR decomposition and M-algorithm (QRM-MLD), sphere decoding (SD)과 같은 기존 기법들은 maximum likelihood (ML)기법과 유사한 성능을 가진 것으로 보고되었다. 본 논문에서는 ML 기법과 거의 동일한 성능을 가지면서 낮은 연산복잡도를 보이는 새로운 신호검출 기법을 제안한다. 모의실험을 통하여 제안된 기법은 ML 기법과 거의 동일한 성능을 보이면서 MMSE-OSIC와 유사한 연산복잡도를 가지는 것을 보인다. 또한 기존의 QRM-MLD, SD 기법들의 경우 hard decision 후 추가적인 연산을 통해 soft decision을 위한 log likelihood ratio (LLR) 값을 생성하는 반면, 제안된 기법에서는 추가적인 연산 없이 LLR 값을 성공적으로 생성할 수 있음을 보인다.

Key Words : MIMO Detection, Spatially Multiplexing, MMSE-OSIC, QRM-MLD, Sphere Decoding

ABSTRACT

In spatially multiplexed MIMO systems that enable high data rate transmission over wireless communication channels, the spatial demultiplexing at the receiver is a challenging task, and various demultiplexing methods have been developed recently by many researchers. Among the previous methods, maximum likelihood detection with QR decomposition and M-algorithm (QRM-MLD), and sphere decoding (SD) schemes have been reported to achieve a (near) maximum likelihood (ML) performance. In this paper, we propose a novel signal detection method that achieves a near ML performance in a computationally efficient manner. The proposed method is demonstrated via a set of computer simulations that the proposed method achieves a near ML performance while requiring a complexity that is comparable to that of the conventional MMSE-OSIC. We also show that the log likelihood ratio (LLR) values for all bits are obtained without additional calculation but as byproduct in the proposed detection method, while in the previous QRM-MLD, SD, additional computation is necessary after the hard decision for LLR calculation.

* 본 연구는 삼성전자의 지원과 21세기 프론티어 연구개발사업 유비쿼터스컴퓨팅 및 네트워크기술개발사업의 지원으로 이루어졌습니다.

* 중앙대학교 전자전기공학부 디지털통신연구실 (yscho@cau.ac.kr), ** 연세대학교 원주캠퍼스 컴퓨터정보통신공학부

*** 삼성전자 정보통신연구소

논문번호 : KICS2007-02-065, 접수일자 : 2007년 2월 12일, 최종논문접수일자 : 2007년 7월 9일

I. 서론

차세대 이동통신 시스템에서는 보행자 속도로 이동하는 환경에서 1Gbps, 고속으로 움직이는 상황에서 100Mbps의 데이터 전송 속도가 요구된다. 이와 같은 요구를 만족시키기 위해서 제한된 주파수를 사용한 고속 데이터 전송방법으로 multiple input multiple output (MIMO) 시스템이 주목 받고 있다^[1]. 다중 송수신 안테나 기술은, 각 송신 안테나로부터 서로 다른 데이터를 동시에 전송함으로써 시스템의 대역폭을 증가시키지 않고, 고속 데이터를 전송할 수 있는 spatial multiplexing (SM) 기술과 다중의 송신 안테나에서 같은 데이터를 나타내는 신호를 전송하여 송신 diversity를 얻고자 하는 spatial diversity 기술로 구분된다^{[2][4]}. 본 논문에서는 고속 데이터 전송을 가능하게 하는 SM MIMO 시스템을 위한 신호검출 기법을 다룬다.

최근 SM MIMO 시스템을 위한 다양한 신호검출 기법이 활발히 개발되어 졌다. 기존의 신호검출 기법을 검출 방법에 따라 선형검출 기법, 비선형검출 기법, ML 검출 기법으로 나눌 수 있다. 선형 신호검출 기법인 zero-forcing (ZF), minimum mean squared error (MMSE)는 연산복잡도가 크지 않아 비교적 간단한 구조로 구현이 가능하지만, 채널등화 과정의 잡음 증폭에 의해 심각한 성능 저하를 보인다^{[5][8]}. 비선형 검출기법으로는 검출 순서에 따라 순차적으로 검출된 송신 신호로 야기되는 간섭신호의 영향을 줄이는 ordered successive interference cancellation (OSIC)이 있다^{[5][6]}. OSIC는 선형 신호검출 기법에 비해 연산복잡도가 증가하지만, 성능은 선형 신호검출 기법에 비해 향상된다. 그러나 가장 최적의 성능을 보이는 ML 기법과 비교하면 현저히 저하된 성능을 보인다. ML 기법은 송신 가능한 조합의 송신 신호벡터 중 최소 자승 유클리디안 거리 (squared Euclidean distance)를 가지는 벡터를 선택함으로써 최적의 성능을 보인다. ML 기법은 최적의 방식으로 다른 방식에 대한 성능 비교의 기준이 되지만, 송신 안테나 수와 변조차수가 높아짐에 따라 연산복잡도가 지수적으로 증가하여, 매우 높은 연산복잡도 때문에 실제 시스템에 적용하기가 어렵다^[7]. ML 기법의 높은 연산복잡도를 줄이면서 ML과 유사한 성능을 가지는 신호검출 기법으로는 maximum likelihood detection with QR Decomposition and M-algorithm (QRM-MLD), sphere decoding (SD), lattice reduction aided

detection (LRAD) 등이 있다^{[8][13]}. SD 기법은 한정된 구 내에서만 ML 기법을 수행하는 방식으로 기존의 ML 기법에 비해 복잡도를 현저히 낮추었지만 깊이 우선 탐색 (depth-first search) 방식이기 때문에 최대 복잡도를 예측할 수 없어 실제 구현에는 어려움이 있다^{[10][11]}. QRM-MLD는 SD와는 달리 최대 복잡도가 고정되어 있는 너비 우선 탐색 (breadth-first search) 방식이다. 충분한 후보 벡터 개수를 가질 경우 ML 신호검출 기법과 거의 동일한 성능을 보이나 후보 벡터가 적을 경우 성능의 저하가 크게 나타난다^{[8][9][13]}. LRAD(lattice reduction aided detection)는 Lenstra-Lenstra-Lovasz (LLL) 알고리즘과 같은 lattice reduction 기법을 이용하여 격자의 좋은 기저를 찾아 변환시켜줌으로써 MMSE나 OSIC기법들을 이용한 신호검출 과정에서 발생하는 잡음증폭 문제를 감소시켜 성능이 향상된다^[12].

본 논문에서 새롭게 제안하는 신호검출 기법은 기존의 MMSE-OSIC를 기반으로 하며 송신안테나 수에 해당하는 개수의 검출 단계로 구성된다. 각 단계에서는 성상도의 크기에 해당하는 임시 벡터를 생성하고 그 중 M 개의 후보 벡터를 선정한다. 이와 같은 방식은 기존의 QRM-MLD와 유사하며 따라서 제안된 방식은 breadth-first search 방식으로 볼 수 있다. 그러나 제안된 방식의 각 단계에서 후보 벡터를 선택하기 위해 각 단계의 성상도의 크기와 동일한 개수의 임시 벡터를 생성하여 임시 벡터의 ML metric을 이용하므로 제안된 방식은 SD와 같은 depth-first search 기법이라고도 할 수 있다. 따라서 제안된 방식은 depth-first search 방식과 breadth-first search 방식을 결합한 형태이다. 모의실험을 통해 제안된 제안된 방식은 거의 ML 성능을 가지고, 연산복잡도는 기존의 MMSE-OSIC와 유사하다는 것을 확인한다. 또한 제안된 기법에서는 추가적인 연산없이 모든 비트의 LLR 값을 얻을 수 있다. 기존의 QRM-MLD, SD, LRAD에서는 모든 비트의 LLR 값을 얻기 위해서는 hard decision 이후 추가적인 연산이 필요하다^{[8][13]}.

본 논문의 II장에서는 본 논문에서 고려하는 시스템 모델을 설명하고, III장에서 기존의 다양한 신호검출 기법들을 살펴보고, IV장에서는 제안된 기법을 기술한다. V장에서는 모의실험을 통해 성능을 평가하고, VI장에서는 기존의 다양한 신호검출 기법과 제안된 신호검출 기법의 연산복잡도를 비교한다. 마지막으로 VII장에서 결론을 맺는다.

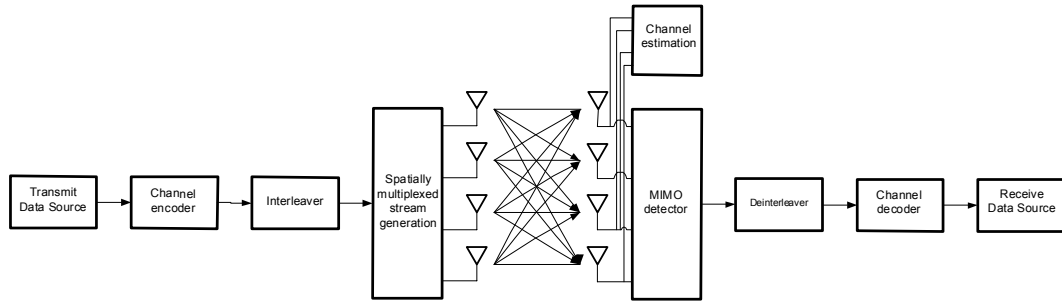


그림 1. 공간다중화 MIMO 시스템 모델

II. 공간다중화 MIMO 시스템 모델

본 논문에서는 그림 1과 같은 m 개의 송신 안테나와 n 개의 수신 안테나로 구성되고 $n \geq m$ 을 만족하는 무선통신 채널을 고려한다. 송신 및 수신신호의 관계는 다음 수식으로 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned}
 \mathbf{y} &= \mathbf{H}\mathbf{x} + \mathbf{z} & (1) \\
 \mathbf{y} &= [y_1 \ y_2 \ \dots \ y_n]^T \\
 \mathbf{H} &= \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & \dots & h_{1m} \\ h_{21} & h_{22} & \dots & h_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{n1} & h_{n1} & \dots & h_{nm} \end{bmatrix} \\
 \mathbf{x} &= [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_m]^T \\
 \mathbf{z} &= [z_1 \ z_2 \ \dots \ z_m]^T
 \end{aligned}$$

여기서 $x_i, i=1,2,\dots,m$ 은 i 번째 송신 안테나로부터 송신된 신호를 나타내고, $y_i, i=1,2,\dots,n$ 은 i 번째 수신 안테나에서 수신된 신호를 나타내며, $h_{ij}, i=1,2,\dots,n, j=1,2,\dots,m$ 는 j 번째 송신 안테나와 i 번째 수신 안테나 사이의 채널 이득을 나타낸다. $n \times m$ 채널 행렬 \mathbf{H} 의 각 원소들은 서로 상관관계가 0인 분산 1의 복소 가우시안 분포로 이루어져 있다. MIMO-OFDM 시스템에 적용시에는 채널 행렬 \mathbf{H} 는 10개의 OFDM 심볼로 이루어진 한 프레임 동안 변하지 않으며 각 프레임은 독립적으로 변하는 블록 독립 페이딩 채널을 가정한다. 잡음 $z_i \sim CN(0, \sigma_z^2), i=1,2,\dots,n$ 은 환경 대칭 가우시안 잡음이라고 가정한다. 본 논문에서 송신신호 $x_i, i=1,2,\dots,m$ 는 M -QAM 변조된 심볼이라고 가정한다.

수신부에서는 수신신호 벡터 \mathbf{y} 가 주어졌을 때, 혼련신호를 통해 채널행렬 \mathbf{H} 를 먼저 추정한다 다음

송신신호 벡터 \mathbf{x} 를 찾아야 한다. 본 논문에서는 채널추정은 고려하지 않고, 채널 추정이 이미 완벽하게 수행되어 가용하다고 가정한다. 따라서 일반적으로 추정치를 나타내는 $\hat{\mathbf{H}}$ 대신 \mathbf{H} 를 사용한다.

III. 기존 신호검출 기법

본 장에서는 기존의 ML, MMSE, MMSE-OSIC, QRM-MLD, sphere decoding, LRAD와 같은 다양한 신호검출 기법에 대하여 살펴본다.

3.1 ML 신호검출 기법

ML 기법은 아래 식과 같이 표현할 수 있다.

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

식 (2)을 통해 알 수 있듯이, ML 신호검출을 위해 $|C^m|$ ($|C|$ =성상도의 크기)개의 가능한 조합의 모든 송신 신호벡터 대해 ML metric을 계산해야 하여 가장 작은 ML metric값에 해당하는 송신 신호벡터를 송신된 신호로 결정한다. 이 기법은 최적의 성능을 보이지만, 매우 높은 복잡도 때문에 하드웨어 구현이 어렵다는 단점이 있다^[7].

3.2 MMSE 및 MMSE-OSIC 신호검출 기법

MMSE는 최대 신호 대 잡음비 수신기(maximum SNR receiver)라고 할 수 있다^[5]. MMSE의 nulling 벡터 \mathbf{G} 는 다음 식과 같이 구한다.

$$\mathbf{G} = (\mathbf{H}^H \mathbf{H} + \sigma_z^2 \mathbf{I})^{-1} \mathbf{H}^H \quad (3)$$

MMSE는 연산복잡도는 낮아 실제 구현하기에는 효과적이거나 최적의 성능을 보이는 ML 성능에 비하

여 성능열화가 심하다. MMSE의 다이버시티 차수는 $n-m+1$ 이므로 송수신 안테나가 동일한 경우 다이버시티 차수가 1이 된다. 이와 같은 문제점을 해결하고자 개발된 알고리즘이 MMSE-OSIC라 할 수 있다. MMSE-OSIC는 post detection SINR이나 채널 행렬의 열의 놈(norm)값을 기반으로 순서에 따라 차례대로 검출하는 신호검출 기법이다. MMSE-OSIC에서 i 번째 검출되는 신호의 다이버시티 차수는 이전에 검출된 신호가 정확하다고 가정할 때 $n-m+i, i=1,2,\dots,m$ 이다. MMSE-OSIC를 이용하여 신호검출 시에 사용되는 MMSE 필터 행렬과 SINR을 구하는 식은 아래와 같다.

$$\mathbf{G}^{(i)} \triangleq (\mathbf{H}_i^H \mathbf{H}_i + \sigma_z^2 \mathbf{I})^{-1} \mathbf{H}_i^H, \quad \mathbf{H}_i \triangleq [\mathbf{h}_i, \mathbf{h}_{i+1}, \dots, \mathbf{h}_m], i=1,2,\dots,m \quad (4)$$

$$SINR_k^{(i)} = \frac{E_s |g_k^{(i)} \mathbf{h}_k|^2}{\sigma_z^2 \|g_k^{(i)}\|^2 + \sum_{j=i+1,\dots,m, j \neq k} E_s |g_k^{(i)} \mathbf{h}_j|^2}, \quad k=i+1, i+2, \dots, m \quad (5)$$

식 (4)에서 \mathbf{H}_i 는 채널 행렬이고 $g_k^{(i)}, k=i, i+1, \dots, m$ 는 행렬 $\mathbf{G}^{(i)}$ 의 $(k-i+1)$ 번째 열벡터를 의미한다. i 번째 단계의 MMSE-OSIC 신호검출 과정을 살펴보면 아래와 같다.

STEP 1: 검출 순서 결정

식 (5)의 $SINR_k^{(i)}$ 값이나 $\|\mathbf{h}_k\|^2, k=i, \dots, m$ 의 값을 이용하여 검출 순서를 정한다.

STEP 2: 간섭 제거

$\mathbf{y} = \mathbf{y} - \sum_{j=1}^{i-1} \hat{x}_j \mathbf{h}_j, \hat{x}_j, j=1,2,\dots,i-1$ 와 같이 검출되어진 신호를 수신된 신호에서 제거한다.

STEP 3: 신호검출

i 번째 신호 검출을 $\hat{x}_i = Q(g_k^{(i)} \mathbf{y})$ 의 연산을 통해 신호를 검출한다. 여기서 $Q(\cdot)$ 함수는 hard decision을 위한 slicer 함수이다.

이와 같은 과정을 거쳐 MMSE 신호검출 기법에 비해 성능 향상을 보이지만, 오류전파 때문에 ML 성능에 비해 여전히 열화된 성능을 보인다^{[6]-[7]}.

3.3 QRM-MLD 신호검출 기법

본 절에서는 QRM-MLD에 대해 다룬다. QRM-MLD는 breadth-first search 알고리즘을 이용하여 각 단계마다 고정된 개수의 후보 벡터를 선택한다^[8]. 송수신 안테나 수가 동일한 것을 가정하고 ($m=n$), 채널 행렬 \mathbf{H} 을 QR 분해를 통해 ML metric을 표현하면 아래 식과 같다.

$$\|\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{x}\|^2 = \|\mathbf{Q}^H \mathbf{y} - \mathbf{Q}^H \mathbf{H}\mathbf{x}\|^2 = \|\tilde{\mathbf{y}} - \mathbf{R}\mathbf{x}\|^2 \quad (6)$$

식 (6)에 M 알고리즘을 적용하여 송신신호 x_m, x_{m-1}, \dots, x_1 에 대한 후보 벡터를 선택한다^[15]. 마지막 단계에서 송신신호에 대한 후보 벡터의 선택이 끝나면 M 개의 ML metric값 중 가장 작은 metric에 해당하는 벡터를 송신신호의 추정치로 결정한다. M 알고리즘을 이용하여 후보 벡터를 선택하는 과정을 더 자세히 기술한다.

먼저 송신신호 x_m 의 후보 벡터를 선택하는 방법을 기술한다. 아래 식을 이용하여 x_m 에 사용하는 성상도를 이루고 있는 복소수 값을 각각 대입하여 metric을 계산한다. 따라서 성상도의 크기 $|C|$ 번의 metric계산을 수행한다.

$$|\tilde{y}_m - r_{mm}x_m|^2 \quad (7)$$

계산된 값들 중 작은 metric값을 가지는 후보 벡터를 M 개를 선택 저장하고 그 외의 후보 벡터는 삭제한다. 선택된 M 개의 노드 각각은 다시 성상도의 크기 $|C|$ 개의 가지로 다시 확장되고 아래 식을 사용해 $M \times |C|$ 개의 metric 연산을 수행한다.

$$\left| \begin{bmatrix} \tilde{y}_{m-1} \\ \tilde{y}_m \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} r_{m-1,m-1} & r_{m-1,m} \\ 0 & r_{m,m} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} x_{m-1} \\ x_{m,cand} \end{bmatrix} \right|^2 \quad (8)$$

여기서 $x_{m,cand}$ 는 위 단계에서 선택된 x_m 의 M 개 후보 벡터 중 특정한 후보 벡터를 나타낸다. $M \times |C|$ 개의 metric중 가장 작은 M 개의 metric 값에 해당하는 송신신호 벡터 $[x_{m-1} \ x_m]$ 의 후보 벡터 M 개를 선택 저장한다. 유사한 방법으로 진행하여 $[x_{m-2} \ x_{m-1} \ x_m], \dots, [x_1 \dots x_{m-1} \ x_m]$ 의 후보군 M 개를 순차적으로 선택 저장한다. $[x_1 \dots x_{m-1} \ x_m]$ 의 후보군 M 개 중 가장 작은 metric값에 해당하는 후보 벡터를 송신신호의 추정치로 결정한다.

3.4 Sphere Decoding (SD)

SD는 ML기법과 동일한 성능을 보이는 신호검출 기법이다¹⁰⁾. SD는 ML 기법과 같이 모든 송신신호 벡터를 대입하여 계산하지 않고, 아래 식과 같이 반지름 R 을 가지는 구 내부에 속하는 송신신호 벡터만을 ML metric 계산을 함으로 연산량을 낮춘다.

$$\|y - Hx\|^2 \leq R^2 \quad (9)$$

그러나 반지름 R 값에 따라 ML metric의 계산 횟수가 달라지므로 연산복잡도를 예측하기가 어렵고, 최악의 경우의 연산복잡도는 ML 검출 복잡도와 동일하므로 하드웨어 구현이 용이하지 않다. QRM-MLD는 SD에 비하여 평균적인 연산복잡도는 높지만, 최대 연산복잡도는 낮기 때문에 SD에 비해 하드웨어 구현이 용이한 것으로 알려져 있다.

3.5 Lattice Reduction Aided Decoding (LRAD)

기존의 MMSE, MMSE-OSIC의 신호검출 기법에서는 선형검출 과정에서 잡음 증폭에 의해 성능열화가 초래된다. Lattice reduction은 lattice의 좋은 기저를 찾는 방법으로 LLL 과 같은 알고리즘을 이용하여 채널 행렬의 condition number를 줄인다¹¹⁾. Lattice reduction을 수행하여 얻은 새로운 가상 채널 행렬을 이용하여 MMSE, OSIC를 수행하면 기존에 발생하는 잡음 증폭을 크게 줄일 수 있다. LRA OSIC를 이용한 신호검출 과정은 다음과 같다.

STEP 1: 실수 채널 생성 및 Sorted QR 분해

채널 행렬 H 을 이용하여 $2m \times 2m$ 의 크기의 실수

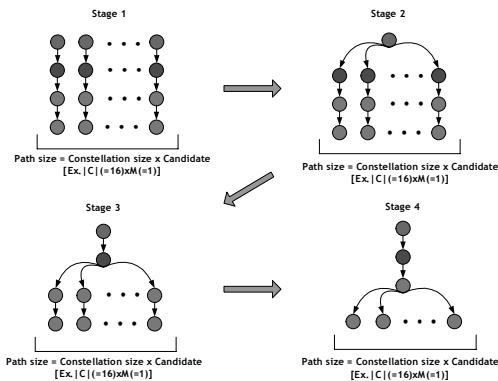


그림 2. 제안된 MIMO 신호검출 알고리즘의 예제

채널 H_{real} 를 생성한다. 실수 3채널을 $H_{real}P_{pre} = Q_{pre}R_{pre}P_{pre}$ 와 같이 sorted QR 분해를 한다.

STEP 2: Lattice reduction

LLR 알고리즘을 이용하여 R_{pre} 를 $R_{pre} = R_{reduced}T$ 와 같이 표현할 수 있다. 결과적으로 lattice reduced된 채널 $H_{real,reduced} = Q_{pre} \times R_{reduced}$ 을 얻게 된다.

STEP 3: Sorted QR 분해 및 OSIC

다시 sorted QR분해를 통해 $H_{real,reduced}P_{post} = Q_{post}R_{post}P_{post}$ 와 같이 표현할 수 있다

이러한 과정을 거친 후 MMSE, OSIC와 같은 기법을 사용하여 신호를 검출하게 되면 lattice reduction 과정을 거치지 않은 경우 보다 큰 성능향상을 가질 수 있다.

IV. 제안된 신호검출 기법

본 장에서는 새로운 공간다중화 MIMO시스템을 위한 신호검출을 제안한다. 제안된 기법은 연산복잡도 측면에서 기존의 MMSE-OSIC와 비슷한 복잡도를 가지고, QRM-MLD와 같이 고정된 연산복잡도를 가지며, 성능면에서는 ML과 유사한 성능을 달성한다. 제안된 기법은 기존의 MMSE-OSIC 및 QRM-MLD에서와 같이 m 개의 단계($i=1,2,\dots,m$)를 거치면서 신호를 검출하고, 각 단계에서는 길이가 i 인 M 개의 후보 벡터를 선택한다. 제안된 기법의 신호검출 과정은 아래와 같이 기술된다. 제안된 기법의 설명을 간소화하기 위해 일반성을 유지하면서 최적 검출순서가 $1,2,\dots,m$ 이라고 가정한다.

STEP 1: 검출 순서 결정

기존의 MMSE-OSIC에서 사용되는 $SINR_k^{(i)}$ 이나 $\|h_k\|, k=i, i+1, \dots, m$ 을 기반으로 검출 순서를 정한다. $SINR_k^{(i)}$ 이나 $\|h_k\|, k=i, i+1, \dots, m$ 의 값이 큰 순서대로 검출하게 된다. 행렬 H_1 은 식 (1)의 H 와 동일하고, $g_k^{(i)}, k=i, i+1, \dots, m$ 은 행렬 $G^{(i)}$ 의 $(k-i+1)$ 번째 행벡터를 나타낸다.

STEP 2: $|C|$ 개 또는 $M \times |C|$ 개의 임의 벡터 생성

첫 번째 단계 ($i=1$)에서 송신 가능한 x_1 의 모든 심볼을 대입하고, 각 x_1 값에 의한 간섭을 제거한

후, 3.2절의 MMSE-OSIC를 사용하여 길이가 m 인 임시 벡터를 $|C|$ 개 생성한다. 그 외의 단계 ($i=2,3,\dots,m$)에서는 이 전 단계에서 생성한 길이가 $i-1$ 인 M 개의 후보벡터의 집합인 S_{i-1} 이 존재한다. 집합 S_{i-1} 에 존재하는 각 벡터에 해당하는 간섭 성분을 수신신호로부터 제거하고 각 $[x_1 x_2 \dots x_{i-1}]$ 값에 대해 송신 가능한 x_i 의 모든 심볼을 대입하고 다시 MMSE-OSIC를 사용하여 길이가 m 인 임시 벡터를 생성한다. 따라서 총 $M \times |C|$ 개의 길이가 m 인 임시 벡터를 생성하게 된다.

STEP 3: M 개의 후보 벡터 선정

STEP 2에서 얻은 $|C|$ 개 혹은 $M \times |C|$ 개의 임시 벡터 각각에 대한 ML metric을 계산한다. ML metric이 작은 임시 벡터를 M 개를 선택한 후, 선택된 임시 벡터의 $[x_{i+1} x_{i+2} \dots x_m]$ 부분을 버리고 $[x_1 x_2 \dots x_i]$ 부분만을 저장하여 S_i 를 생성한다. $S_i(j), j=1,2,\dots,Ms$ 은 길이가 i 인 j 번째 후보벡터를 나타낸다.

이와 같이 제안된 신호검출 기법은 STEP 1~3을 거치면서 신호를 검출하게 된다. 제안된 신호검출 기법의 이해를 돕기 위해 16QAM의 변조방식의 4×4 MIMO 시스템에 후보 벡터(m)의 개수가 1인 제안된 신호검출 기법을 이용할 경우 그림 2와 같이 표현할 수 있다.

그림 2의 Stage 1 단계에서 송신 신호 x_1 에 송신 가능한 심볼 16개를 모두 대입하여 x_1 에 의해 발생하는 간섭 성분을 수신 신호로부터 제거 한 후 3×4 MMSE nulling 벡터 $G^{(1)}$ 을 곱하여 x_1 , 2×4 MMSE nulling 벡터 $G^{(2)}$ 을 곱하여 x_2 , 1×4 MMSE nulling 벡터 $G^{(3)}$ 을 곱하여 x_3 을 구한다. Stage 1에서 16개의 ML metric이 생성되며, 이 중 최소 자승 유클리디안 거리값을 가지는 \mathbf{x} 벡터 중 x_1 을 후보 벡터를 선정하여 다음 Stage로 전달한다. 그림 2에서는 후보 벡터의 개수를 1개로 하였으므로 x_1 한 심볼을 다음 stage로 전달한다. Stage 2,3,4에서도 Stage 1과 동일한 과정을 거쳐 신호를 검출하게 된다.

제안된 기법의 각 단계에서 QRM-MLD에서와 같이 길이가 i 인 M 개의 후보 벡터를 선택한다. 그러나 제안된 기법은 QRM-MLD와는 달리 depth-first search방식을 이용하여 M 개의 후보 벡터를 선택한다. 그러므로 제안된 기법은 depth-first search와

breadth-first search 알고리즘이 결합된 신호검출 기법으로 볼 수 있다. 6장에서 모의실험을 통해 후보 벡터의 개수에 따른 성능을 확인 한 결과 제안된 기법은 $m=n=4$, $|C|=16$ 인 환경에서 $M=1$ 일 때 ML 성능에 근접한 성능을 보이나, QRM-MLD는 동일한 환경에서 $M=16$ 일 때 ML 성능에 근접한 성능을 보이는 것을 확인할 수 있다. 즉 제안된 기법은 적은 후보 벡터를 가지고 ML 성능에 근접한 성능을 가지는 것을 알 수 있다.

주요 관찰: 그림 3은 SINR을 이용한 순서화를 거친 MMSE-OSIC의 첫 번째 단계, 채널 행렬의 열 벡터의 norm값을 이용한 순서화를 거친 제안된 기법의 첫 번째 단계의 성능과 ML 성능이다. 모의 실험의 환경은 6장에서 사용한 모의실험 환경과 채널 부호화를 제외한 나머지는 모두 동일하다. 그림 3을 통해 MMSE-OSIC는 첫 번째 단계에서 큰 성능열화를 보이는 것을 확인할 수 있다. 그러나 제안된 제안된 기법은 첫 번째 단계의 성능이 ML 성능과 거의 동일하다. 첫 번째 단계에서 x_1 의 송신 가능한 모든 심볼을 대입하고 나머지 심볼에 대하여 MMSE-OSIC를 거치게 된다. 이 방법에 의해 첫 번째 단계에서 ML과 거의 동일한 다이버시티 차수를 가지는 것을 확인할 수 있다. 그림 3의 x_2 성능은 제안된 방식의 첫 번째 단계 ($i=1$)의 수행 중 STEP3에서 선택한 임시 벡터에 포함된 x_2 의 성능을 나타낸다. x_1 의 성능은 ML에 근접한 성능을 보이지만 x_2 의 성능은 열화되고 다이버시티 차수가 ML보다 낮다는 것을 확인할 수 있다. 이처럼 열화된 x_2 의 성능을 향상시키기 위해 제안된 방식의 다음 단계들 ($i=2,3,\dots,m$)이 필요하게 된다.

LLR 연산: 제안된 신호검출 기법에서 LLR 값을 생성하는 방법에 대하여 기술한다. Turbo code, LDPC code와 같은 부호화 기법들은 soft output값을 이용하여 성능을 향상시키므로 soft output의 생성 가능 여부는 매우 중요하다. 모든 전송심볼 벡터의 전송 확률이 동일하다고 가정하고 max-log approximation을 이용하여 LLR 값을 표현하면 다음과 같다.

$$L(b_k | \mathbf{y}) \approx \min_{\mathbf{x} \in Z_{k,0}} \|\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{x}\|^2 - \min_{\mathbf{x} \in Z_{k,1}} \|\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{x}\|^2 \quad (10)$$

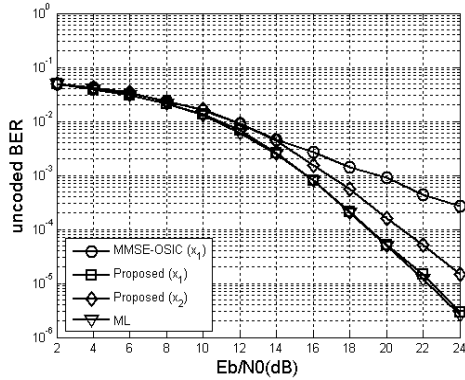


그림 3. MMSE-OSIC와 제안된 신호검출 기법의 첫 번째 단계 신호검출 BER 성능

여기서 $x_{k,p} \triangleq \{ \mathbf{x} = \text{map}(b_1 b_2 \dots b_{m \log_2 |C|} | b_k = p) \}$, $k = 1, 2, \dots, m \log_2 |C|$, $p = 0, 1$ 이다. 기존의 QRM-MLD, list sphere decoding, LRA OSIC는 LLR 값을 계산하기 위해 후보 벡터들이 사용되며 이 후보 벡터들을 본 논문에서는 S_c 로 표현한다. S_c 의 부분집합 $S_{k,p} \triangleq \{ \mathbf{x} = \text{map}(b_1 b_2 \dots b_{m \log_2 |C|} | \mathbf{x} \in S_c, b_k = p) \}$ 을 이용하여 아래의 LLR 계산식을 얻을 수 있다.

$$L(b_k | \mathbf{y}) \approx \min_{\mathbf{x} \in S_{k,0}} \|\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{x}\|^2 - \min_{\mathbf{x} \in S_{k,1}} \|\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{x}\|^2 \quad (11)$$

그러나 기존의 신호검출 기법들에서는 $S_{k,p} = \emptyset$ 인 경우가 존재한다. 이런 경우 hard decision 후 추가적인 연산이나 적절한 상수값을 이용하게 된다. List sphere decoding의 경우 모의실험을 이용하여 -8 ~ +8 사이의 적절한 상수값을 결정하여 LLR 값으로 대체한다. QRM-MLD는 자승 유클리디안 거리 (squared Euclidian distance) 대신 유클리디안 거리 값을 사용하고, 모의실험을 통한 적절한 상수값을 결정하여 사용하는 방법들이 제안되었다. 이러한 방법은 상수값에 따라 성능의 차이가 크게 나게 된다.

제안된 기법에서는 $S_{k,p} \neq \emptyset, \forall k = 1, 2, \dots, \log_2 |C|, \forall p = 0, 1$ 이다. 이와 같은 이유는 i 번째 단계에서 x_i 에 송신 가능한 모든 심볼을 대입하여 계산하기 때문이다. 앞에서 설명하였듯이 첫 번째 단계에서는 $|C|$ 개의 ML metric을 계산하고 그 중 M 개의 후보 벡터를 선정한다. 두 번째 단계에서는 $M \times |C|$ 개의 ML metric을 계산하고 M 개의 후보 벡터를 선정하게 되며 각 단계에서 구해진 ML metric값은 아래 식과

같이 LLR 값을 계산하는데 사용된다.

$$L(b_k | \mathbf{y}), k = (i-1) \times \log_2 |C| + 1, \dots, (i-1) \times \log_2 |C| + 2, \dots, i \times \log_2 |C| \quad (12)$$

그러므로 hard decision 후 LLR 값을 얻는데 추가적인 연산이 필요하지 않다. LLR 값의 더욱 정확한 계산을 위해 $S_{k_1,p} \cap S_{k_2,p} \neq \emptyset, \forall k_1, k_2 = 1, 2, \dots, \log_2 |C|, \forall p = 0, 1$ 인 경우 1, 2, ..., $(i-1)$ 단계에서 LLR 값을 갱신하여야 한다. 이 과정은 ML metric값의 비교만 필요하므로 추가적인 연산은 필요하지 않다.

표 1. 제안된 기법의 연산복잡도

Operation	Complexity		Iteration
	Multiplication	Division	
$\ \mathbf{h}_i\ ^2, i = 1, 2, 3, 4$	32	0	1
$\mathbf{G}^{(i)}, i = 2, 3, 4$	302	4	1
$\ \mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{x}\ ^2, i = 1, 2, 3, 4$	8, 8, 8, 8, $i = 1, 2, 3, 4$	0	16, $15 \times M$, $15 \times M$, $15 \times M$, $i = 1, 2, 3, 4$
Total	462+ $8 \times 15 \times M \times 3$	4	

V. 연산복잡도 비교

본 장에서는 다양한 신호검출 기법의 연산복잡도를 엄밀히 계산하였다. 변조 방식이 16 QAM이고 4개의 수신 안테나와 4개의 송신 안테나인 공간다중화 방식의 MIMO 시스템의 경우를 예로 복잡도를 계산하였다. 연산복잡도 계산과정에서 다음과 같은 가정을 한다.

- 1) 덧셈, 뺄셈, 쉬프트 연산은 하드웨어 구현 측면에서 간단하므로 실수 곱셈, 실수 나눗셈의 개수를 통해 연산복잡도를 계산한다.
- 2) 성상도 심볼의 실수부와 허수부는 실수로 가정한다. 그러므로 성상도 심볼의 곱셈은 쉬프트 연산으로 처리 가능하다.
- 3) $Q(\cdot)$ 는 곱셈과 나눗셈과 비교할 때 매우 간단하므로 연산복잡도에 포함하지 않는다.

이와 같은 가정에 따라 ML metric을 계산할 경우 8개의 실수 곱셈이 필요하다. 따라서 ML 기법의 경우 16^4 개의 ML metric을 계산하여야 하므로 $16^4 \times 8 = 524288$ 개의 실수 곱셈이 필요하다.

표 2. 다양한 신호검출 기법들의 연산복잡도

Operation	Complexity	
	Multiplication	Division
MMSE	496	8
MMSE-OSIC (SINR based ordering)	1134	28
Lattice Reduction Aided OSIC	2906	180
QRD-M ($M=16$)	2560	4
제안된 방식 ($M=1$)	822	6
제안된 방식 ($M=2$)	1182	6
제안된 방식 ($M=3$)	1542	6
제안된 방식 ($M=4$)	1902	6
ML	524,288	0

MMSE, MMSE-OSIC, QRM-MLD, 제안된 신호 검출 기법의 연산복잡도를 표 1,2으로 정리하였다.

표 1에서는 제안된 기법의 연산복잡도를 자세하게 기술하였고, 표 2에서는 4x4 MIMO 시스템에 적용할 경우 각 신호검출 기법의 연산복잡도를 비교하였다. 표 2을 통해 LRAD과 QRM-MLD ($M=16$) 기법의 경우 ML 기법에 비하여 매우 낮은 연산복잡도를 가지는 것을 확인할 수 있다. 그러나 MMSE, MMSE-OSIC 에 비하여 매우 높은 연산복잡도를 가진다. 제안된 기법 ($M=2$)는 MMSE-OSIC 와 비슷한 연산복잡도를 가진다. 연산복잡도는 MMSE-OSIC와 비슷하지만 성능은 ML 성능과 거의 동일함을 다음 장에서 보인다.

VI. 모의실험 결과

본 장에서는 다양한 신호검출 기법을 모의실험을 통해 성능을 비교한다. 모의실험 파라미터는 다음

표 3. 모의실험 파라미터

Parameter	Value
no. of transmit antenna (m)	4
no. of receive antenna (n)	4
FFT size	64
Data modulation	16QAM
Frame length	10 OFDM symbols
Channel coding / decoding	Convolutional coding (rate=1/2) Viterbi decoding (hard/soft)
Channel information	Ideal (Known CSI)

표 3과 같다. 모의실험은 2장에서 가정된 MIMO 시스템 모델을 확장하여 한 프레임이 10개의 OFDM 심볼로 이루어진 송수신 안테나가 각 4개씩인 4x4 MIMO-OFDM 시스템을 기반으로 16QAM 변조방식에 대하여 시뮬레이션 하였다. k 번째 OFDM 심볼을 위한 MIMO 시스템의 입출력관계를 아래 식과 같이 표현 할 수 있다.

$$\mathbf{y}[k] = \mathbf{H}[k]\mathbf{x}[k] + \mathbf{n}[k] \quad (13)$$

여기서 $\mathbf{y}[k] = [y_1[k] \ y_2[k] \ \dots \ y_m[k]]^T$, $\mathbf{n}[k] = [n_1[k] \ n_2[k] \ \dots \ n_m[k]]^T$, 그리고 $\mathbf{H}[k]$ 는 $h_{ij}[k]$ 를 가지는 $n \times m$ 채널 행렬이다. $h_{ij}[k]$ 는 k 번째 심벌 구간에서 i 번째 수신 안테나와 j 번째 수신 안테나 사이의 다중경로 채널의 주파수 응답을 나타낸다. 또한 MIMO-OFDM 시스템은 각 부 채널간 직교성이 유지되고, 수신단에서의 동기는 정확하게 추정한다고 그림 5에서 다양한 신호검출 기법의 Frame Error Rate (FER)을 보여준다. MMSE와 MMSE-OSIC는 매우 큰 성능열화를 보여준다. LRA OSIC는 높은 연산복잡도를 가짐에도 10^{-2} 의 FER 레벨에서 ML에 비하여 SNR의 2dB의 성능열화를 가진다. QRM-MLD ($M=16$)과 제안된 기법 ($M=1$)는 ML과 거의 동일한 FER 성능을 보인다. 기존의 QRM-MLD에 비하여 제안된 기법은 매우 적은 M 값으로 ML 성능과 거의 동일한 성능을 가진다. 제안된 기법 ($M=1,2$)의 연산복잡도는 기존 MMSE-OSIC보다 낮다. 그러므로 성능과 연산복잡도를 고려할 경우 기존의 신호검출 기법에 비하여 큰 장점을 지닌다.

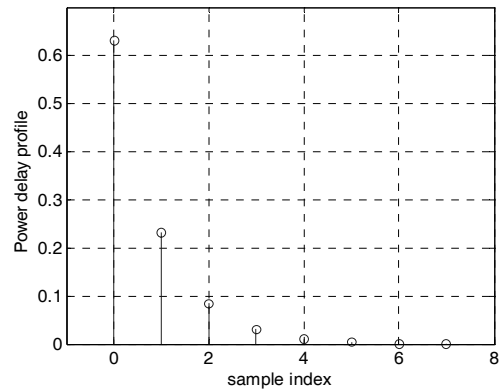


그림 4. 모의실험에 사용된 채널의 Power delay profile

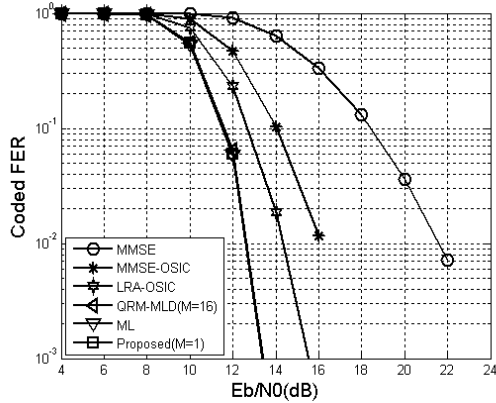


그림 5. MMSE, MMSE-OSIC, LSA-OSIC, QRM-MLD (M=16), ML, 제안된 방식의 FER 성능

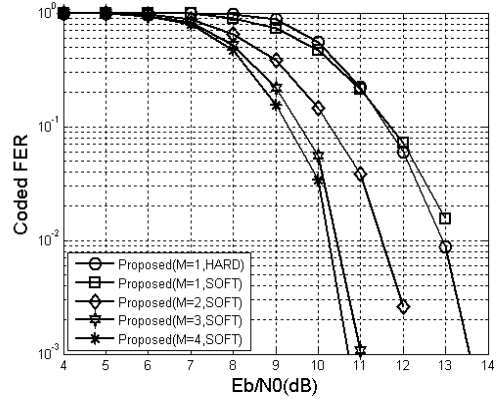


그림 7. 제안된 방식의 후보 벡터 (M=1,2,3,4) 개수에 따른 FER 성능 (Soft viterbi decoding)

그림 6, 7은 $M=1,2,3,4$ 인 경우에 대하여 제안된 신호검출 기법의 FER 성능을 보인다. 그림 6은 LLR 값을 사용하지 않고 hard viterbi decoding을 한 것이고, 그림 7은 LLR 값을 이용하여 soft viterbi decoding을 한 것이다. hard viterbi decoding을 사용할 때 가장 작은 후보의 개수인 $M=1$ 인 경우에도 ML 성능과 거의 동일함을 확인할 수 있다. 그러나 그림 7을 통해 알 수 있듯이 $M=1$ 인 경우보다 큰 M 값을 사용하여야 soft viterbi decoding에서 큰 SNR gain을 얻을 수 있다. 이와 같이 soft viterbi decoding시 큰 M 값을 이용해야 하는 이유는 매우 많은 후보 벡터를 사용하여 LLR 값을 계산하여야 정확한 LLR 값에 근접하기 때문이다.

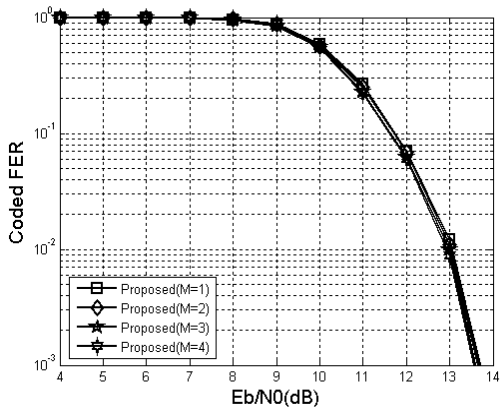


그림 6. 제안된 방식의 후보 벡터 (M=1,2,3,4) 개수에 따른 FER 성능 (Hard viterbi decoding)

VII. 결론

본 논문에서는 새로운 신호검출 기법을 제안하였다. 제안된 신호검출 기법은 MMSE-OSIC를 기반으로 한다. 그러나 기존 MMSE-OSIC와는 다른 방식으로 ML metric 값을 이용하여 후보 심볼을 선택하여 후보 벡터를 생성함과 동시에 LLR 값을 계산하게 된다. 이와 같은 제안된 기법과 기존의 신호검출 기법을 연산복잡도와 성능을 엄밀하게 비교하였다. 이를 통해 제안된 기법은 MMSE-OSIC와 비슷한 복잡도를 가지면서 ML과 거의 동일한 성능을 가짐을 확인할 수 있다. 기존의 QRM-MLD, list sphere decoding, LRAD과 같은 신호검출 기법에서는 모든 비트의 LLR 값을 계산하는데 어려움이 존재하지만, 제안된 기법은 hard decision 단계에서 생성되어진 ML metric을 사용하여 추가적인 연산 없이 모든 비트의 LLR 값을 생성할 수 있다.

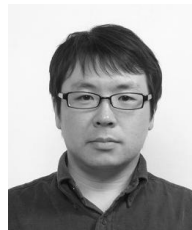
참고 문헌

- [1] A. F. Naguib, N. Seshadri, and A. R. Calderbank, "Increasing data rate over wireless channel," *IEEE Signal Process. Mag.*, vol. 17, no. 2, pp. 744-765, Mar. 1998.
- [2] G. J. Foschini, "Layered space-time architecture for wireless communication in a fading environment when using multiple antennas," *Bell Lab. Technical Journal*, vol. 1, no. 2, pp.41-59, Aug. 1996.
- [3] S. M. Alamouti, "A simple transmit diversity

- technique for wireless communications,” *IEEE J. Sel. Areas Commun.*, vol. 16, no. 10, pp.1451-1458, Oct. 1998.
- [4] S. Sanhdu and A. Paulraj, “Space-time block codes: a capacity perspective”, *IEEE Commun. Letters*, vol. 4, no. 12, pp.384-386, Dec. 2000.
- [5] G. D. Golden, C. J. Foschini, R. A. Valenzuela and P. W. Wolniansky, “Detection algorithm and initial laboratory result using V-BLAST space time communication architecture,” *IEE Electronics Letters*, vol. 35, Jan. 1999.
- [6] P. W. Wolniansky, G. J. Foschini, G. D. Golden, and R. A. Valenzuela, “V-BLAST: an architecture for realizing very high data rates over the rich-scattering wireless channel,” *Proc. USRI ISSSE*, pp. 295-300, Sept. 1998.
- [7] J. Kim, Y. Kim, K. Kim, “Computationally efficient signal detection method for next generation mobile communications using multiple antennas,” *SK Telecommun. Review*, vol. 17, no 1C, pp.183-191, Feb. 2007.
- [8] H. Kawai, K. Higuichi, N. Maeda, M. Sawahashi, T. Ito, Y. Kakura, A. Ushirokawa, and H. Seki, “Likelihood function for QRM-MLD suitable for soft-decision turbo decoding and its performance for OFCDM MIMO multiplexing in multipath fading channel,” *IEICE Trans, Commun.*, vol. E88-B, no. 1, pp.57-57, Jan. 2005.
- [9] K. J. Kim and J. Yue, “Joint channel estimation and data detection algorithms for MIMO-OFDM systems,” *Proc. 36th Asilomar Conf. Signals, Syst., Comput.*, pp.295-300, 2002.
- [10] B. M. Hochwald and S. Brink, “Achieving near-capacity on a multiple-antennas channel,” *IEEE Trans. Commun.*, vol. 51, no. 3, pp. 389-399, Mar. 2003.
- [11] M. O. Damen, A. Chkeif, and J. C. Belfiore, “Lattice code decoder for space-time codes,” *IEEE Commun. Lett.*, pp.161-163 May 2000.
- [12] D. W. Waters and J. R. Barry, “Noise-predictive decision feedback detection for multiple-input multiple-output channels,” *Proc. IEEE Int. Symp. Advances Wireless Commun.*, Victoria, Canada. Sept. 2002.
- [13] D. Yongmei, S. Sumei, and L. Zhongding, “A comparative study of QRD-M detection and sphere decoding for MIMO-OFDM systems,” *Proc. PIMRC, Berlin*, pp.11-14, Sept. 2005.
- [14] R. Narashimhan, “Error propagation analysis of V-BLAST with channel-estimation errors,” *IEEE Trans. Commun.*, vol. 53, no. 1, pp.27-31, Jan. 2005.
- [15] J. B. Anderson and S. Mohan, “Sequential coding algorithm - A survey and cost analysis,” *IEEE Trans. Commun.*, vol. COM-32, pp. 169-176, Feb. 1984.

임 태 호 (Tae-Ho Im)

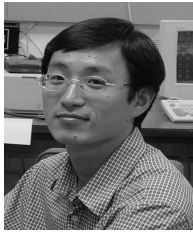
준회원



2006년 2월 중앙대학교 전자 전
기공학부 학사
2006년 3월~현재 중앙대학교 전
자전기공학부 석사과정
<관심분야> 디지털 통신, OFDM,
MIMO

김 재 권 (Jaekwon Kim)

정회원



1995년 8월 중앙대학교 전기공학
학과
2000년 2월 중앙대학교 전기공학
학과 석사
2004년 5월 The University of
Texas at Austin 공학박사
2004년 8월~2005년 8월 삼성중
합기술연구원 4G 시스템 Lab

2005년 9월~현재 연세대학교 원주캠퍼스 컴퓨터정보
통신공학부 교수
<관심분야> 디지털 통신, OFDM, MIMO, 실용적인 신
호검출 기법

윤 상 보 (Sang-boh Yun)

정회원



1994년 2월 고려대학교 정보공
학과 학사
1998년 8월 고려대학교 전파공
학과 석사
2006년 8월 고려대학교 전파공
학과 박사
1994년 1월~2000년 1월 대우통
신 연구소 선임연구원

2000년 2월~2001년 7월 (주)네오솔루션 CTO/ Founder
2001년 8월 ~ 2006년 2월 삼성종합기술원 전문연구원
2006년 3월~현재 삼성전자 정보통신연구소 책임연구원
<관심분야> 4G 이동통신, OFDM, MIMO, 간섭제거
기법, RRM

이 주 현 (Joo-Hyun Yi)

정회원



1998년 2월 서울대학교 전기공학
부 학사
2000년 2월 서울대학교 전기컴
퓨터공학부 석사
2005년 2월 서울대학교 전기컴
퓨터공학부 박사
2005년 3월~현재 삼성전자 정보
통신연구소 책임연구원

<관심분야> 4G 이동통신, OFDM, MIMO, 간섭제거
기법

조 용 수 (Yong Soo Cho)

중신회원



1984년 2월 중앙대학교 전자 공
학과 학사
1987년 2월 연세대학교 전자공
학과 석사
1991년 2월 The University of
Texas at Austin 공학박사
1992년 3월~현재 중앙대학교 전
자전기공학과 교수

2003년 8월~현재 TTA 휴대인터넷 프로젝트그룹
(PG302) 무선접속 실무반 의장
<관심분야> 4G 이동통신, OFDM/DMT 모뎀 설계,
MIMO-OFDM 모뎀 설계