

격자 감소 기반 전부호화 기법에서의 효율적인 Look-Up Table 생성 방법

준회원 한 재 원*, 종신회원 박 대 영**

A Vector-Perturbation Based Lattice-Reduction using Look-Up Table

Jaewon Han* Associate Member, Daeyoung Park** Lifelong Member

요 약

본 논문에서는 다중 사용자 다중 입출력 (MIMO : multiple input multiple output) 시스템에서 Look-Up Table(LUT)을 이용한 격자 감소(LR : Lattice-Reduction) 기반 전부호화(Precoding) 기법에 대해 연구하였다. LR 기반 벡터분산기법 (VP : Vector Perturbation)은 송신단에서 채널정보를 완벽히 안다고 가정하였을 때 큰 채널 전송 용량(Sum Capacity)를 얻을 수 있으면서 부호화 복잡도 문제도 해결할 수 있다. 이러한 성능 향상에도 불구하고 LLL(Lenstra-Lenstra-Lovasz)알고리즘을 사용한 LR과정은 채널 행렬의 열 벡터 교환과정을 포함한 반복 연산에 의해서 복잡도가 높고 하드웨어 구현이 어려운 점이 있다. 본 논문에서는 VP 기법에 LUT를 이용한 격자감소기법을 적용하고, LUT를 효율적으로 구성하는 방법을 제시한다. 모의실험 결과는 기존에 제안된 LUT 구성 방식에 비하여 적은 메모리 용량으로 유사한 직교손실(Orthogonality Defect)와 비트 오류율(BER : Bit Error Rate)을 보인다.

Key Words : MIMO, Vector Perturbation, Lattice reduction, LLL Algorithm, Look-Up-Table

ABSTRACT

We investigate lattice-reduction-aided precoding techniques using Look-Up table (LUT) for multi-user multiple-input multiple-output(MIMO) systems. Lattice-reduction-aided vector perturbation (VP) gives large sum capacity with low encoding complexity. Nevertheless lattice-reduction process based on the LLL-Algorithm still requires high computational complexity since it involves several iterations of size reduction and column vector exchange. In this paper, we apply the LUT-aided lattice reduction on VP and propose a scheme to generate the LUT efficiently. Simulation results show that a proposed scheme has similar orthogonality defect and Bit-Error-Rate(BER) even with lower memory size.

I. 서 론

다중 사용자 하향 링크 시스템은 MIMO 시스템으로 모델할 수 있다. MIMO 시스템에서 다수의 수신기

들은 동일한 통신 자원을 공유하고 기지국은 다중 송신 안테나를 통해 각기 독립적인 정보를 다수 사용자 단말에게 동시에 전송한다. 따라서 각 사용자들은 자신들의 수신신호만 검출할 수 있기 때문에 다른 사용

※ 이 논문은 2008년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (No.R01-2008-000-20333-0)

※ 이 논문은 인하대학교의 지원에 의하여 연구되었음

* 현대자동차 멀티미디어플랫폼설계팀 (jaewon.han@hyundai.com), ** 인하대학교 통신시스템 연구실 (dpark@inha.ac.kr)

논문번호: KICS2010-10-510, 접수일자: 2010년 10월 28일, 최종논문접수일자: 2011년 6월 2일

자들에게 보내지는 신호는 간섭신호로 동작하게 된다.

Pre-coding기법 중 하나인 벡터분산기법(VP : Vector Perturbation)은 이러한 사용자간 간섭을 제거하기 위한 효율적인 방법으로 알려져 있다. 이 VP기법은 전송다이버시티를 완벽히 얻을 수 있으며 사용자 단말에서의 신호검출이 간단하다. 분산벡터는 전송전력을 최소화 하도록 결정되는데, 이 최적의 분산벡터를 찾는 것은 비결정적 난해(NP-hard) 문제로 매우 복잡하다.

격자감소기법 중 하나인 LLL (Lenstra Lenstra Lovasz) 알고리즘 기법은 VP의 부호화 복잡도를 크게 줄일수 있을 뿐만 아니라, 채널행렬을 구성하는 기저벡터를 선형변환하고 변형 영역에서 선형 변화 과정을 통하여 최대 우도(ML : Maximum likelihood) 방식과 비슷한 다이버시티 성능을 얻을 수 있다. 하지만 Gram-Schmidt 직교화 과정을 통한 size reduction 과정과 열벡터 교환과정을 반복적으로 수행되기 때문에 여전히 연산 복잡도가 높고 실제 하드웨어로 구현이 어렵다는 문제점이 있다.

최근 Look-Up table(LUT)을 이용한 격자감소기법이 [7]에서 제안되었다. 이 기법은 LLL 알고리즘을 기반으로 한 격자감소과정을 미리 offline으로 수행하고 LUT 형태로 저장하여 적은 복잡도로 유사한 성능을 가진다. 하지만 기존의 비효율적인 LUT 구성방식으로 인하여 불필요한 항목이 발생하고 높은 메모리용량이 필요로 하게 된다.

본 논문에서는 직각좌표 (rectangular coordinate) 대신 극좌표 (polar coordinate)를 이용하여 LUT의 메모리를 줄이기 위한 방법을 제시하고, 이를 VP에 적용하여 성능을 측정한다. 실험 결과는 제안된 극좌표계를 이용한 LUT 방식이 기존의 방법보다 적은 메모리 용량으로도 비슷한 성능을 보인다.

본 논문의 구성은 우선 II장에서 MIMO 시스템과 VP기법에 대해 설명하고 III장에서 LLL 알고리즘과 극좌표방식의 LUT을 생성하는 기법을 기술한다. IV장에서는 제안방식의 성능을 모의실험을 통해 보이며 V장에서 결론을 맺는다.

II. 다중 사용자 다중 입출력 시스템

2.1 MIMO system

본 논문에서는 전송안테나의 수 M개, 사용자 단말의 수 K개를 가정하였으며, 각 사용자 단말은 1개의 수신안테나를 가진다. 송신기는 전력신호를 역다중화기(Demultiplexer)를 통하여 M개의 데이터 스트림을

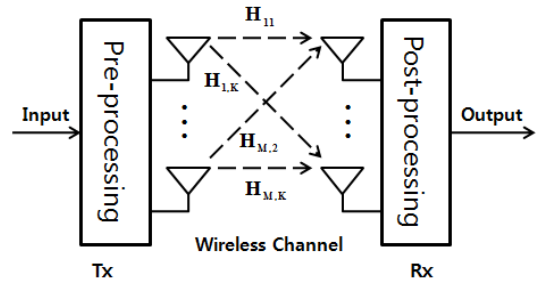


그림 1. M개의 송신안테나, K개의 수신안테나로 구성된 MIMO 시스템 모델
Fig. 1. MIMO system model with M transmit antennas and K receive antennas

로 분리한 후, 격자형태의 성상도를 가지는 M-PSK나 M-QAM 신호로 변조한다. 다중안테나를 통해 송신된 신호는 각각 독립적인 페이딩 채널을 통과한 후 K개의 수신안테나를 통해 수신된다. 복호과정을 생략한 사용자 단말에서의 수신신호는 다음과 같은 수식으로 기술된다.

$$y = Hx + n = [y_1, \dots, y_k]^T \quad (1)$$

이때 H는 K×M인 채널 행렬이고 각 원소들은 분산이 1인 비상관 복소 가우시안 확률분포를 가진다. n은 K×1의 분산이 σ²인 복소 백색 가우시안 잡음벡터이며 x는 M×1의 복소 송신 신호벡터, y는 M×1의 복소 수신 신호벡터이다. 송신단에서 채널 H의 정보를 알고 있으며, 전송안테나수와 사용자 단말 수의 개수는 같다고 가정한다.

2.2 Vector-Perturbation

채널행렬의 역행렬을 이용한 전부호화는 사용자간 간섭을 제거할 수 있지만 역행렬의 계수 값들이 매우 커진다. 이로 인해 송신전력제한을 지키기 위한 정규화 상수가 매우 커지며, 이는 수신SNR을 낮게 만든다. VP기법은 H⁻¹의 eigenvalue에 따라 전송되는 전력이 같도록 만듦으로써 정규화 상수 값을 최소화한다. VP기법을 이용한 송신벡터는 다음과 같다.^[1,2]

$$x = \frac{1}{\sqrt{\gamma}} G \tilde{u} \quad (2)$$

여기서 γ = ||G⁻¹u[~]||²은 정규화 상수, G는 채널 H의 역행렬, u[~]는 VP기법을 적용하여 분산된 데이터 신호 벡터이다. 그리고 그 식은 다음과 같다.

$$\tilde{u} = u + \tau l \quad (3)$$

$u = [u_1, \dots, u_K]^T$ 는 송신 데이터 신호 벡터, $l = [l_1, \dots, l_K]^T$ 는 복소 정수 값을 갖는 분산벡터, τ 는 성상 점에 따른 양의 실수이다. τ 는 수신단의 모듈러연산을 위해 충분히 큰 값을 가지며, 성상 신호의 최대 크기 $|c_{\max}|$ 와 인접 성상 신호의 최소거리 d_{\min} 에 따라 $\tau = 2(|c_{\max}| + d_{\min}/2)$ 으로 결정할 수 있다. 분산벡터 l 은 정수집합 $Z = [\dots, -1, 0, 1, \dots]$ 의 범위 내에서 $\gamma = \|G\tilde{u}\|^2$ 를 최소화 하는 값으로 선택된다^[2].

$$l = \arg \min_{l'} (u + \tau l')^H (G^H G) (u + \tau l') \quad (4)$$

분산벡터 l 을 찾는 문제는 K 차원 정수 최소 자승 문제로써 그 복잡도는 K 에 따라 지수적으로 증가하는 비결정 난해 문제이다.^[2] 이러한 부호화 복잡도를 줄이기 위해 Sphere decoder 기법이 이용될 수 있다. 그러나 Sphere decoder의 평균 복잡도는 선형 전부호화와 비슷하지만 최고 복잡도는 K 에 대해 지수적으로 증가하는 단점을 가진다.

백색 가우시안 잡음을 통과한 수신 신호는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} y &= H \left(\frac{1}{\sqrt{\gamma}} G \tilde{u} \right) + n \\ &= \frac{1}{\sqrt{\gamma}} (u + \tau l) + n \end{aligned} \quad (5)$$

전부호화를 통해 채널성분은 제거되며, 각각의 수신단에서 사용자간 간섭 또한 무시된다. 분산된 데이터 벡터를 복원하기 위해 Modulo 연산이 사용되며 그 연산방법은 다음과 같다^[2].

$$f_{\tau}(y) = y - \left\lfloor \frac{y + \tau/2}{\tau} \right\rfloor \tau \quad (6)$$

여기서 $\lfloor x \rfloor$ 는 x 보다 작은 최대의 정수를 의미한다. 가우시안 잡음 n 을 무시하고 $\gamma = 1$ 로 가정하면 다음과 같이 원 신호를 복원해 낼 수 있다.

$$f_{\tau}(y) = f_{\tau}(u + \tau l) = u \quad (7)$$

수신단에서는 γ 를 알고 있기 때문에 $\gamma \neq 1$ 이더라도 역정규화를 통해 원 신호를 복원할 수 있다.

III. 격자감소 기반 검출 기법

3.1 LLL-Algorithm

채널 행렬 H 의 열 벡터 $[h_1, \dots, h_K]$ 가 선형 독립이고 격자 공간을 구성하는 기저 벡터라고 가정하면 격자 공간 위의 격자점 h' 은

$$h' = h_1 x_1 + h_2 x_2 + \dots + h_K x_K \quad (8)$$

로 나타낼 수 있다. x_i 는 성상점을 나타내는 정수의 복소 값이다. 페이딩 채널 환경에서 채널 행렬을 구성하는 열 벡터들은 직교성이 떨어지는 경우가 발생하며, 여기에 VP기법을 적용하는 경우 최대 다이버시티를 얻지 못하고 복호 성능이 떨어진다. 이러한 문제점을 개선하기 위 Lattice reduction은 선형변환을 통하여 기저벡터의 길이가 비슷하고 직교에 가깝도록 행렬을 변환하는 방법이다. LR변환된 채널은 $\tilde{H} = HT$ 로 나타낼 수 있으며 여기서 H 는 변환 전의 채널행렬, T 는 $K \times M$ 의 $\det(T) = \pm 1$ 인 unimodular 행렬이다. 변환된 채널을 통과한 수신신호는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$y = Hx + n = (HT)T^{-1}x + n = \tilde{H}z + n \quad (9)$$

여기서 z 는 변환된 격자 구조에서 성상점들을 나타내는 복소 정수 벡터이다.

본 논문에서는 2×2 의 채널행렬 $H = [h_1 h_2]$ 를 가정한다. LR과정은 Gram-schmidt 직교화를 수행하여 직교성에 가까운 벡터를 구하는 size reduction과정과 두 개의 열을 교환하는 과정을 반복한다. Size reduction 결과가 조건식(10)을 만족하는 경우 두 개의 열을 서로 교환하여 다시 size reduction과정을 반복한다.

$$\|h_2\|^2 \leq (\delta - |\mu_{2,1}|^2) \|h_1\|^2 \quad (10)$$

여기서 δ 는 $0.25 < \delta < 1$ 의 범위를 가지며 직교성과 복잡도를 절충하여 그 값을 선택할 수 있으며 본 논문에서는 0.75로 가정하였다. 그리고 size reduction과정은 다음과 같다.

$$\|h_1^{(new)}\|^2 \leftarrow \|h_2\|^2 + |\mu_{2,1}|^2 \|h_1\|^2 \quad (11)$$

$$\mu_{2,1} \leftarrow \frac{\|h_1\|^2}{\|h_1^{(new)}\|^2} \quad (12)$$

$$\|h_2^{(new)}\|^2 \leftarrow \left(\frac{\|h_1\|^2}{\|h_1^{(new)}\|^2} \right) \|h_2\|^2 \quad (13)$$

이러한 과정이 LLL알고리즘이며 알고리즘의 과정은 표 1에 나타내었다. 표에서 T_i 는 T행렬의 i번째 열을 의미한다.

위의 LLL 감소와 Babai 간략화를 통한 (4)의 해는 다음과 같다.^[4]

$$l = -TQ_{\tau Z^k}(T^{-1}u)\tau^{-1} \quad (14)$$

여기서 $Q_{\tau Z^k}(\cdot)$ 는 정수 격자 τZ 에 따라 $K \times 1$ 벡터를 성분 값별로 반올림한다.

전부호화는 식(8)로 표시된 변환된 영역에서 VP기법을 적용하여 먼저 변환영역의 격자점 z 를 결정한다. 변환된 채널 \tilde{H} 의 열벡터가 직교에 가깝기 때문에 상관성이 적고 따라서 선형의 복잡도를 가지는 간단한 복호 기법을 적용하여도 ML에 가까운 다이버시티를

표 1. 정규화된 채널에서의 LLL알고리즘
Table 1. LLL algorithm for normalized channel

<p><i>Input</i> : $\ h_2\ ^2, \mu_{2,1}, \delta \in [0.25, 1]$ <i>Output</i> : T</p> <ol style="list-style-type: none"> 1 : $\ h_2\ ^2 \leftarrow \ h_2\ ^2 - \mu_{2,1}^2$ 2 : $T \leftarrow I_2$ 3 : if $Re(\mu_{2,1}) > 0.5$ or $Im(\mu_{2,1}) > 0.5$ then 4 : $c \leftarrow Re(\mu_{2,1})$ 5 : $T_2 \leftarrow T_2 - cT_1$ 6 : $\mu_{2,1} \leftarrow \mu_{2,1} - c$ 7 : end if 8 : while (조건(10) 만족) 9 : 식(11)-(13)을 이용하여 update 10 : T_1 과 T_2 를 교환 11 : if $Re(\mu_{2,1}) > 0.5$ or $Im(\mu_{2,1}) > 0.5$ then 12 : $c \leftarrow Re(\mu_{2,1})$ 13 : $T_2 \leftarrow T_2 - cT_1$ 14 : $\mu_{2,1} \leftarrow \mu_{2,1} - c$ 15 : end if 16 : $\ h_1\ ^2 \leftarrow \ h_1^{(new)}\ ^2$ 17 : $\ h_2\ ^2 \leftarrow \ h_2^{(new)}\ ^2$ 18 : end while
--

가질 수 있다.

3.2 LUT를 이용한 직교감소 기법

LLL알고리즘 기법은 VP의 부호화 복잡도를 크게 줄일 수 있을 뿐만 아니라, 채널행렬을 구성하는 기저 벡터의 선형변환을 통해 높은 다이버시티 성능을 얻을 수 있다. 하지만 Gram-Schmidt 직교화 과정을 통한 size reduction과정과 열벡터 교환과정을 반복적으로 수행되기 때문에 여전히 연산 복잡도가 높고 실제 하드웨어로 구현이 어렵다는 문제점이 있다.

실제로 LLL알고리즘 과정은 송수신 안테나가 많지 않을 경우 이 과정을 미리 수행하고 그 결과 값을 LUT로 저장하여 복잡도 문제를 해결할 수 있다. LLL알고리즘 과정은 h_1 과 h_2 벡터의 길이의 비에만 의존하기 때문에 2×2 의 채널행렬의 정규화(normalization)과정을 통해 h_1 벡터의 길이를 1로 가정할 수 있고, 이때 LLL알고리즘은 실수 값의 $\|h_2\|^2$ 와 복소값의 $\mu_{2,1}$ 만으로도 수행이 가능하다.^[7] 이때 $\|h_2\|^2$ 는 h_2 벡터의 norm을 의미하며, $\mu_{2,1}$ 는 h_1 벡터 위로 h_2 벡터가 투영된 벡터의

표 2. LUT를 이용한 Lattice-Reduction방법
Table 2. Lattice-Reduction using LUT

초기화
<p>Step 1. 채널 H의 정규화</p> <ul style="list-style-type: none"> • $\left[\frac{h_1}{\ h_1\ }, \frac{h_2}{\ h_1\ } \right] \rightarrow \ h_1\ ^2 = 1$ <p>Step 2. 입력값 계산</p> <ul style="list-style-type: none"> • $\ h_2\ ^2 = h_2^H h_2$ • $\mu_{2,1} = \frac{h_1^H h_2}{\ h_1\ ^2} = h_1^H h_2$
$\ h_2\ ^2$ 이 $\ h_2^{(max)}\ ^2$ 보다 작을 경우
<p>Step 3. $Im\{\mu_{2,1}\}$부호 판단</p> <p>Step 4. 입력값($\ h_2\ ^2, \angle\mu_{2,1}, \mu_{2,1}$)에 대하여 Indexing값으로 변환</p> <p>Step 5. LUT 참조하여 T행렬 출력</p> <ul style="list-style-type: none"> • $Im\{\mu_{2,1}\} \geq 0 \rightarrow T$ 출력 • $Im\{\mu_{2,1}\} < 0 \rightarrow T$의 conjugate값 출력
$\ h_2\ ^2$ 이 $\ h_2^{(max)}\ ^2$ 보다 클 경우
<p>Step 3. 표 1에 따라 LLL알고리즘 수행</p> <p>Step 4. 알고리즘 결과에 따라 T행렬 출력</p>

길이를 의미한다. 본 논문에서는 $\|h_2\|^2$, $\angle\mu_{2,1}$, $|\mu_{2,1}|$ 3개의 항목으로 LUT를 구성하였다.

첫 번째 항목인 $\|h_2\|^2$ 의 발생 범위는 레일리 페이딩 채널 환경에서 무한하기 때문에 일정한 범위 내에서 양자화가 필요하며, 복잡도와 LUT메모리 사이에서 절충하여 그 값을 결정할 수 있다. 그리고 만약 범위를 벗어나는 경우에는 LUT를 이용하지 않고 원래의 LLL알고리즘을 수행하도록 한다. $\|h_2\|^2$ 의 발생 확률은 다음 식으로 정의된다.^[7]

$$f_X(x) = \frac{1}{(1+x)^2}, \quad x \geq 0 \quad (15)$$

위의 식에서 보았을 때 $\|h_2\|^2$ 의 값이 클수록 발생 확률은 적어지기 때문에 양자화 간격을 다르게 할 필요가 있다. 본 논문에서는 $0 \leq \|h_2\| \leq \|h_2^{(\max)}\|$ 을 일정한 간격으로 양자화 하여 발생확률이 높을수록 양자화 간격을 작게 하였다.

둘째로 $\mu_{2,1}$ 의 발생범위는 그림 2와 같다. 기존 [7]에서는 복소 값인 $\mu_{2,1}$ 를 $\text{Re}\{\mu_{2,1}\}$, $\text{Im}\{\mu_{2,1}\}$ 두 개의 항목으로 하는 직각좌표로 구성하고, 모두 $[-\|h_2\|, \|h_2\|]$ 의 범위로 양자화 하는 방식을 제안하였다. 이 경우 그림 3과 같이 $\mu_{2,1}$ 의 발생 범위 밖의 값까지 알고리즘을 수행하고 그 결과 값을 LUT에 저장하게 되는데, 이는 불필요한 부분에 대한 메모리 낭비를 초래하게 되며, 범위 밖의 결과 값은 큰 편차의 오류를 발생 할 가능성이 크다. 또한 $\mu_{2,1}$ 가 발생 범위의 경계 부근에서 발생하는 경우 범위 밖의 LUT 항

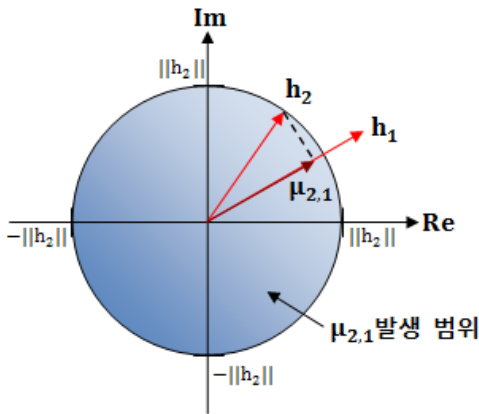


그림 2. 정규화된 채널행렬과 $\mu_{2,1}$ 의 발생범위
Fig 2. Normalized channel matrix and schematized data of $\mu_{2,1}$

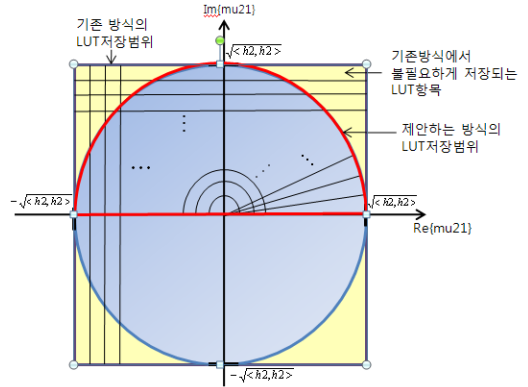


그림 3. 기존 LUT와 제안하는 LUT의 저장 범위 및 양자화 방식 비교
Fig. 3. Comparison of storage range and quantization for LUT methods

목으로 Mapping 되어 오류가 발생할 가능성이 크다. 본 논문에서는 $\mu_{2,1}$ 의 발생범위와 메모리 사용량의 효율성을 고려하여 $\mu_{2,1}$ 를 $\angle\mu_{2,1}$, $|\mu_{2,1}|$ 두 개의 항목으로 구성하는 극좌표 방식으로 접근하였다. 이는 불필요한 부분에 대한 메모리 낭비를 제거하고, 발생범위 밖의 값으로 Mapping되어 오류가 발생하는 것을 방지할 수 있다.

LLL알고리즘의 과정을 살펴보면 입력값인 $\mu_{2,1}$ 이 conjugate되었을 때 출력 값인 T행렬의 원소 역시 conjugate되는 것을 알 수 있다. 따라서 양허수에 대한 결과 값만 LUT에 저장하고 $\text{Im}\{\mu_{2,1}\}$ 에 따라 LUT의 출력에 대한 conjugate여부를 판단하여 결정한다. 따라서 기존 [7]에서 제안한 방식의 LUT와 비교하였을 때, 구성하는 항목을 절반으로 줄이는 것이 가능하다.

그림 2와 같이 세 번째 입력값인 $\mu_{2,1}$ 의 발생범위는 $[-\|h_2\|, \|h_2\|]$ 이다. 발생할 수 있는 최대와 최소 값을 고려하여 발생 구간을 일정한 간격으로 양자화 하였다.

채널 H에서 직교손실(orthogonality defect)상수는 다음과 같이 정의한다^[8].

$$d(H) = \frac{\prod_{k=1}^K \|h_k\|}{\det(L)} \quad (16)$$

L은 채널 H에 의해 형성된 격자점 집합을 나타내며 $\det(L)$ 은 격자점에 의한 최소 평행 사변형의 면적을 의미한다. 이때 $\det(L) = \sqrt{|\det(H^H H)|}$ 의 식으로 나타낼 수 있고, H^H 는 H행렬의 hermitian을 의미한다.

그림 4는 $\|h_2^{(max)}\|^2$ 의 양자화 최대 범위를 60, 간격을 180단계로 고정하였을 때 $\mu_{2,1}$ 의 길이와 각도의 양자화 간격에 따른 채널의 직교손실을 측정한 그래프이다. 기존의 LLL알고리즘의 직교손실이 약 1.07이하하였을 때, $\mu_{2,1}$ 의 양자화 개수가 20개 이상의 경우, 성능저하가 크지 않다는 것을 알 수 있다.

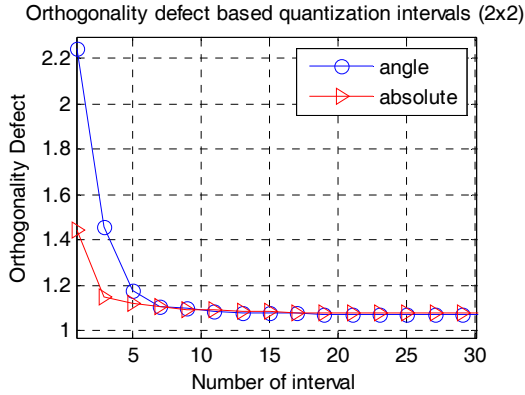


그림 4. $\mu_{2,1}$ 의 양자화 간격에 따른 직교손실 측정
Fig. 4. Orthogonality defect vs. the number of quantization intervals of $\mu_{2,1}$

IV. 모의실험 결과

다중 사용자 다중 입출력 채널로써 2개의 송신안테나와 2명의 사용자를 가정하였고, 각 채널 변수는 복소 가우시안 분포($CN(0,1)$)를 가진다.

그림 5에서는 QPSK를 사용할 때 VP와 LLL알고리즘을 사용한 기법과 기존의 LUT를 이용한 기법(VP-LLL (Using LUT) [7], 그리고 제안하는 LUT를 이용한 기법(VP-LLL (Using Proposed LUT))의 비트 오류율(BER)을 비교한다. LUT를 구성하는 방식과 상관없이 VP-LLL과 비슷한 성능을 내는 것을 알 수 있다. LUT를 구성하는 첫 번째 항목인 $\|h_2\|^2$ 는 발생하는 값의 약 98%를 포함하는 60을 최대 값으로 갖고, $[0, \sqrt{60}]$ 의 구간을 180단계로 양자화 하였다. 그리고 두 번째 항목인 $|\mu_{2,1}|$ 는 $[-\|h_2\|, \|h_2\|]$ 의 구간을 30단계로 양자화 하였으며, 세 번째 항목인 $\angle \mu_{2,1}$ 는 LLL알고리즘의 conjugate 특성을 고려하여 $[0, \pi]$ 의 범위를 30단계로 양자화 하였다. 따라서 LUT는 $30 \times 30 \times 180$ 의 size와 0.16M의 메모리를 갖는다. 기존 [7]에서 제안된 방식으로는 $160 \times 160 \times 64$ 의 size와 1.6M의 메모리 이상을 가질 때 기존 LLL알고리즘 성능에 가까워지는 것을 알 수 있다. 이와 본 논문

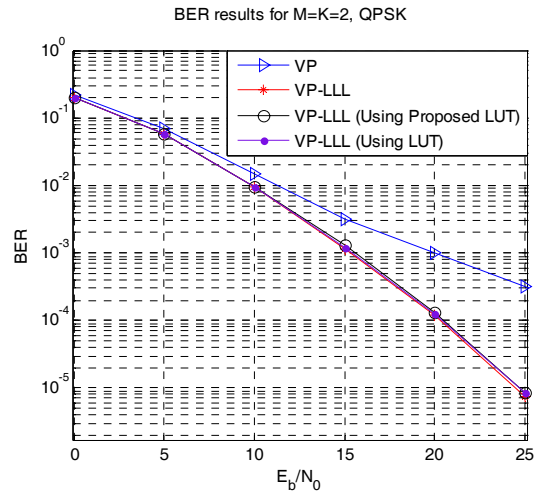


그림 5. 2x2의 QPSK 환경에서 VP의 BER 성능 비교
Fig. 5. Comparison of the BER performances for VP in 2 antennas, 2 users MIMO system with QPSK

문에서 제안하는 방식을 비교하였을 때 $\frac{1}{10}$ 수준의 LUT 메모리로도 거의 유사한 BER 성능을 보인다. 이것은 LLL알고리즘의 conjugate 특성을 이용하여 메모리를 절반으로 줄였을 뿐만 아니라, $\mu_{2,1}$ 의 발생 특성을 파악하여 직각좌표가 아닌 극좌표를 이용, 불필요한 메모리 낭비를 제거할 수 있었기 때문이다. 또한 LUT의 사용 빈도를 줄이면 필요한 메모리를 줄일 수 있으며 적절한 양자화 단계는 구현 과정에서 메모리와 연산 복잡도를 절충하여 결정할 수 있다.

V. 결론

본 논문은 다중 사용자 다중 입출력 시스템에서 LLL알고리즘과 극좌표 방식의 LUT를 이용한 VP 전 부호화 기법을 제안하였다. $\mu_{2,1}$ 의 발생 범위를 고려하여 극좌표 방식을 이용하여 불필요한 메모리 낭비를 제거할 수 있으며, LLL알고리즘의 conjugate 특성을 이용하여 절반의 메모리 사용량을 줄일 수 있었다. 또한 이를 Precoding 기법에 적용하여, 수신단에서의 LUT에 대한 메모리의 부담과, LUT 범위를 벗어날 경우 수행하게 되는 LLL알고리즘의 복잡도를 없앨 수 있었다. 그래서, 송신기에서 lattice reduction을 할 때 LUT를 이용하여 복잡도가 별로 증가하지 않으면서 좋은 성능을 얻을 수 있다. 분석 및 모의 실험 결과는 기존의 LUT 구성 방식보다 적은 메모리를 이용하여 유사한 BER 성능을 가짐을 보여주었다.

참 고 문 헌

[1] C. B. Peel, B. M. Hochwald, and A. L. Swindlehurst, "A vector-perturbation technique for near-capacity multi-antenna multi-user communication - Part I: Channel inversion and regularization", *IEEE Trans. Comm.*, Vol.53, No.3, pp.195-202, Jan. 2005.

[2] B. M. Hochwald, C. B. Peel, and A. L. Swindlehurst, "A vector-perturbation technique for near-capacity multi-antenna multi-user communication - Part II: Perturbation," *IEEE Trans. Comm.*, Vol.53, No.3, pp.537-544, Mar. 2005.

[3] A. K. Lenstra, H. W. Lenstra, and L. Lovasz, "Factoring polynomials with rational coefficients," *Math Ann.*, Vol.261, pp.515-534, Jul. 1982.

[4] L. Babai, "On Lovasz lattice reduction and the nearest lattice point problem," *Combinatorica*, Vol.6, No.1, pp.1-13, May 1986.

[5] C. Windpassinger, R. F. H. Fischer, and J. B. Huber, "Lattice-reduction-aided broadcast precoding" *IEEE Trans. Comm.*, Vol.52, No.12, pp.2057-2060, Dec. 2004.

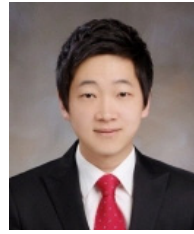
[6] Y. H. Gan, C. Ling and W. H. Mow, "Complex lattice reduction algorithm for low-complexity MIMO detection", *IEEE Global Telecommunications Conf at St. Louis, USA*, Vol.5, pp.2953-2957, Nov. 28-Dec. 2, 2005.

[7] 이충원, 이호경, 허서원 "Look-up table 기반의 복잡도가 낮은 lattice reduction MIMO 검출기", *전자공학회논문지*, 46(5), pp.542-547, May 2009.

[8] M. Taherzadeh, A. Mobasher, and A. K. Khandani, "Communication over MIMO broadcast channels using lattice-basis reduction," *IEEE Trans. Inf. Theory*, Vol.53, No.12, pp.4567-4582, Dec. 2007.

한 재 원 (Jaewon Han)

준회원



2011년 2월 인하대학교 정보통신공학부 학사
 2011년 3월~현재 현대자동차 연구원
 <관심분야> 이동통신 시스템, MIMO Detection, OFDM 시스템

박 대 영 (Daeyoung Park)

종신회원



2004년 서울대학교 전기 컴퓨터 공학부 박사
 2004년~2007년 삼성전자 책임 연구원
 2007년~2008년 University of Southern California, 방문 연구원

2008년~현재 인하대학교 교수

<관심분야> 차세대 이동통신, 무선 자원 할당, 다중 안테나 시스템