

# MIMO 시스템을 위한 적응형 검색범위 기반 저복잡도 QRD-M 검출기법

김봉석 학생회원, 최권휴 정회원

## Low Complexity QRD-M Detection Algorithm Based on Adaptive Search Area for MIMO Systems

Bong-seok Kim\* Student Member, Kwonhue Choi\* Regular Member

### 요 약

본 논문에서는 MIMO(Multi Input Multi Output) 시스템을 위한 적응형 검색범위 기반 복잡도 감소 QRD-M 기법을 제안한다. 기존의 fixed QRD-M 기법은 각 단계에서 survivor path들을 현 단계의 모든 가능한 성상도 심벌들로 확장하여 그 중 가장 작은 path metric을 가지는 M개를 선택한다. 성능의 저하를 최소화 하기 위해서는 큰 값의 M을 사용해야 하지만, 계산양 또한 증가하는 단점을 가진다. 이러한 단점을 보완하기 위해 측정된 평균 잡음 전력 값에 따라 survivor path의 개수나, 검색 범위를 적절히 조절하는 기법들이 제안되었다. 하지만 이 기법들에 채널 상태를 판별하기 위해 사용된 지표는 평균 잡음 전력 정보이므로 잡음 전력 값이 순간적으로 크게 변하는 경우 성능 저하를 가져올 수 있다. 제안된 기법에서는 수신 심벌 벡터와 QRD에 의해 임시적으로 추정된 심벌 벡터와의 Euclidean distance와 채널 행렬의 대각성분을 이용하여 순시적인 채널 정보를 추정하여 검색 범위를 적절히 조절하므로 기존의 기법의 단점을 보완한다. 실험 결과에서는 제안된 기법이 MLD(Maximum Likelihood Detection)의 성능에 근접하면서, 동일한 성능을 가지는 기존의 QRD-M 기법들에 비해 확연히 작은 복잡도를 가지는 것을 보인다.

**Key Words** : MIMO, adaptive, low complexity, M-algorithm, tree-search

### ABSTRACT

A very low complexity QRD-M algorithm based on limited search area is proposed for MIMO systems. The conventional QRD-M algorithm calculates Euclidean distance between all constellation symbols and the temporary detection symbol at each layer. We found that performance will not be degraded even if we adaptively restrict the search area of the candidate symbols only to the neighboring points of temporary detection symbol according to the channel condition at each layer. As a channel condition indicator, we employ the channel gain ratio among the layers without necessity of SNR estimation. The simulation results show that the proposed scheme effectively achieves near optimal performance while maintaining the overall average computation complexity much smaller than the conventional QRD-M algorithm.

## I. 서 론

최근 무선 통신 환경에서 고속 데이터 전송이 요구되면서, MIMO(Multi Input Multi Output) 시스템에 대한 관심이 늘고 있다[1]. MIMO 시스템은 송수신 안테나의 개수가 늘어남에 따라, 다이버시티 이득 및 전송속도의 이득을 가진다. MIMO 시스템에서 가장 이상적인 성능을 가지는 검출방법은 MLD(Maximum Likelihood Detection)이다. MLD는 송

신 안테나에서 보내지는 모든 가능한 심벌에 대해 Euclidean distance를 비교하므로 최적의 성능을 가지는 반면, 변조 방식의 레벨이 늘어나거나, 송신 안테나 개수가 증가함에 따라 그 계산양이 지수적으로 증가하는 단점을 가진다. 이를 보완하기 위해 제안된 여러가지 알고리즘 가운데, 성능은 MLD에 근접하면서, 계산양은 MLD에 비해 작은 SD(Sphere Decoding) 알고리즘과 QRD-M 알고리즘이 연구되어 오고 있다[2-9, 11].

\* 이 논문은 지식경제부 및 정보통신산업진흥원의 대학 IT연구센터 지원사업(NIPA-2012-H0301-12-3002)과 2012년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행되었음(2012R1A1A4A01015628)

\*영남대학교 정보통신공학과 광대역무선통신연구실 (hishope21@ynu.ac.kr, gonew@yu.ac.kr), 교신저자 : 최권휴  
접수일자 : 2012년 9월 14일, 수정완료일자 : 2012년 9월 17일, 최종게재확정일자 : 2012년 9월 21일

QRD-M 기법은 survivor path들의 개수인, M의 크기에 따라 성능과 계산량의 trade-off를 가지는 tree-search 구조로서, 계산량은 M과 각 단계에서 수신신호와 Euclidean distance를 비교하는 모든 가능한 심벌들의 개수인 C(일반적으로 모든 정상도 심벌 개수)의 곱에 의해 결정된다. MLD의 성능에 근접하기 위해서는 모든 단계에서 correct path를 포함하는 큰 값의 M을 사용하여야 하므로 여전히 큰 계산량이 요구된다. 최근에는, 기존의 QRD-M 기법의 첫 번째와 마지막 단계의 불필요한 계산을 하지 않음으로 기존의 기법과 동일한 성능을 유지하면서 계산량은 감소시킨 QRD-M 기법이 제안되었다[9]. 또한 [11]에서 검색범위를 감소함으로 전체 계산량을 매우 감소시킨 기법이 제안되었다. 그러나, 이 기법들 역시 채널의 상태를 고려하지 않은 채 고정된 M과 C값을 사용하고 있으므로 여전히 개선할 사항이 남아있다.

채널 환경에 따라 생존 path의 개수, M(또는 K) 또는 검색 범위 C를 적절하게 조절하여 계산량을 효율적으로 줄이는 적응형 tree-search 기법들이 제안되어 왔다[4-8]. 하지만 참고문헌 [7, 8]에서 채널 상태를 판별하기 위해 사용된 지표들은 평균 잡음 전력 정보이므로 잡음 전력 값이 순간적으로 크게 변하는 경우 성능 저하를 가져오는 단점을 가진다. 이러한 단점을 극복하기 위해, 본 논문의 저자는 참고문헌[5-6]에서 채널의 페이딩 성분뿐 아니라, 순간적인 잡음전력 성분까지 반영한 적응형 tree-search 기법들을 제안하였다.

본 논문에서는 채널 상태의 지표로 QRD에 의해 임시적으로 추정된 심벌벡터와 수신 심벌 벡터와의 Euclidean distance값과 채널 행렬의 대각 성분을 통해 얻어진 순시적 채널 정보를 동시에 이용하여 검색범위를 적절히 조절하므로 기존에 제안된 기법들의 단점을 보완한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II절에서 시스템의 모델에 대해, III절에서는 기존에 제안된 QRD-M 방식들에 대해 논의한다. 순시적 채널 정보를 이용하여 검색 범위를 적절하게 조절하는 제안된 방식의 QRD-M 알고리즘은 IV절에서, V절에서는 실험결과를 통해 제안된 기법의 성능이 기존의 방식에 비해 개선된 성능을 보이고, VI절에서 본 논문의 결론을 도출하고자 한다.

## II. 시스템 모델

본 논문에서는 N개의 송신 안테나와 L개의 수신 안테나로 구성된 MIMO시스템 환경을 고려하며, 수신 심벌 벡터  $y$ 는 다음과 같이 표현된다.

$$y = Hs + n \quad (1)$$

송신 신호 벡터  $s$ 는 N의 크기를 가지며, 평균에너지  $E_s$ 를 갖는 QAM(Quaternary Amplitude Modulation) 정상도

로 변조된 심벌이라고 정의한다. 채널 행렬  $H$ 는  $L \times N$ 의 크기를 가지며,  $H$ 의  $i$ 행,  $j$ 열의 성분  $h_{i,j}$ 는  $j$ 번째 송신 안테나와  $i$ 번째 수신 안테나 사이의 채널 이득값을 나타낸다. 채널 행렬  $H$ 의 성분  $h_{i,j}$ 는 평균은 0이고 분산은 1인 독립 복소 가우시안 분포를 따르는 레일리 페이딩(Rayleigh Fading)이라고 가정하고, 다음 심벌이 보내지기 전까지는 그 값이 변하지 않는다고 가정한다. 복소 AWGN을 나타내는  $L$ 차원 잡음 벡터  $n$ 은 평균은 0이고 분산,  $\sigma^2$ 은 아래와 같이 주어진다.

$$\sigma^2 = E_s / (2 \cdot \rho) \quad (2)$$

여기서  $\rho$ 는 평균 SNR값을 나타낸다.

## III. 기존의 제안된 QRD-M 기법들

### 1. Fixed QRD-M 기법

QRD-M 기법은 tree-search 알고리즘을 기반으로 한 기법이다. Tree-search 알고리즘은 각 단계에서 확장된 path metric들 가운데 신뢰도가 높다고 판단되는 M개의 path들을 선택하고, 나머지 가능성이 없다고 판단된 path들은 고려하지 않으므로, MLD에 비해 아주 작은 계산량을 가진다.

QRD-M 기법의 순서를 보면, 먼저 채널 행렬  $H$ 에 대한 QR분해를 통해  $L \times L$ 의 크기를 갖는 정규직교 행렬  $Q$ 와,  $N \times N$ 의 크기를 갖는 상삼각행렬  $R$ 을 얻는다.

$$H = QR \quad (3)$$

얻어진  $Q$ 의 conjugate transpose 행렬을  $Q^H$ 라고 정의하면,  $Q$ 는 정규직교 행렬의 특성에 의해  $Q^H Q = I$ 과 같이 단위행렬  $I$ 를 얻게 되므로, 식(1)의 양변에  $Q^H$ 를 곱하면, 식(1)은 다음과 같이 바뀔 수 있다.

$$\tilde{y} = Rs + \tilde{n} \quad (4)$$

여기서  $\tilde{y}$ 는  $Q^H y$ ,  $\tilde{n}$ 은  $Q^H n$ 로 정의된다. 식 (4)의 수신벡터  $\tilde{y}$ 를 행으로 펼치면 아래와 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \tilde{y}_1 &= r_{1,1}s_1 + r_{1,2}s_2 + r_{1,3}s_3 + \dots + r_{1,N}s_N + \tilde{n}_1 \\ \tilde{y}_2 &= r_{2,2}s_2 + r_{2,3}s_3 + \dots + r_{2,N}s_N + \tilde{n}_2 \\ &\vdots \\ \tilde{y}_{N-1} &= r_{N-1,N-1}s_{N-1} + r_{N-1,N}s_N + \tilde{n}_{N-1} \\ \tilde{y}_N &= r_{N,N}s_N + \tilde{n}_N \end{aligned} \quad (5)$$

여기서  $s_k$ 는 송신벡터  $\mathbf{s}$ 의  $k$ 번째 성분으로 정의되며,  $r_{j,k}$ 는 상삼각 행렬  $\mathbf{R}$ 의  $j$ 번째 행,  $k$ 번째 열성분으로 정의되고, 상삼각 행렬의 특성으로  $j > k$ 일 때,  $r_{j,k} = 0$ 이 된다.

식(5)를 관찰해보면, 다른 송신심벌의 간섭이 없는  $N$ 번째 송신 심벌,  $s_N$ 부터 추정해 나가는 것이 가장 효율적이라는 것을 알 수 있다. 첫 번째 detection layer, 즉  $N$ 번째 송신 심벌을 추정하는 layer의 path metric은 아래와 같이 계산 된다.

$$\|\tilde{\mathbf{y}}_N - r_{N,N}\tilde{s}_{N,1}\|^2 \quad (6)$$

여기서,  $\tilde{s}_{N,1}$ 은  $s_N$ 의 1번째 후보심벌을 나타낸다. 여기서 Euclidean distance의 값이 최소가 되는  $M$ 개의 후보 path들만을 선택하고, 나머지 path들은 삭제한다. 다음으로  $i$ 번째 detection layer( $\mathbf{R}$ 의  $N-i+1$ 번째 행)에서의  $m$ 번째 accumulated Euclidean distance 값을 나타내면 다음과 같다.

$$\sum_{j=1}^i \left\| \tilde{\mathbf{y}}_{N-j+1} - \sum_{k=N-j+1}^N r_{N-j+1,k}\tilde{s}_{k,i}(m) \right\|^2 \quad (7)$$

여기서  $\tilde{s}_{k,i}(m)$ 은  $m$ 번째 path에서의  $s_k$ 의  $i$ 번째 후보심벌을 나타낸다. 그림 1은 기존의 QRD-M 기법이  $N=L=3$ 일 때의 구조를 예를 들어 설명하고 있다. Layer의 개수는 송신 안테나의 개수  $N$ 과 같고, 각 layer에서  $M$ 개의 path를 유지하면서 다음 layer로 넘어간다. 마지막  $N$ 번째 detection layer에서는 가장 작은 누적된 path metric을 가지는 path를 선택하여 검출 심벌 벡터로 추정한다.

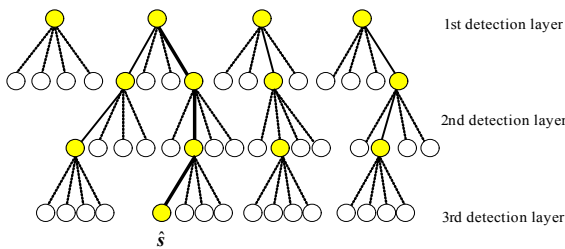


그림 1. Fixed QRD-M 기법의 구조(QPSK,  $N=L=3$ ,  $M=4$ )

최근 기존의 QRD-M 기법과 동일한 성능을 가지면서 첫 번째와 마지막 검출 단계에서 불필요한 계산량을 제거하여 전체 계산량을 감소시킨 기법이 제안되었다[9]. 하지만 이 기법 역시 채널 상태를 고려하지 않고, 고정된  $M$ 과  $C$ 값을 사용하므로 계산량을 줄이는 데 있어 효율적이지 못한 부분이 여전히 남아있다.

## 2. Fixed QRD-M 기법

참고문헌[8]에서는 측정된 평균 잡음 전력을 기반으로 검색 범위를 적절히 조절하여 전체 복잡도를 감소시키는 QRD-M 기법을 제안하였다. 이 기법이 채널에 따라  $M$ 을 조절하는 기법에 비해 복잡도 감소에 대한 이득이 크기 때문에  $M$ 을 조절하는 기법은 본 논문에서 고려하지 않는다. 각 layer에서 수신 신호와 모든 정상 심벌들에 대해 Euclidean distance를 비교하는 기존의 기법과 달리, QRD에 의해 임시적으로 구해진 추정 심벌에서 가까운 정상 심벌들의 개수를 평균 잡음 전력에 따라 적절히 조절하여 전체 복잡도를 낮춘다. 이 기법에서,  $i$ 번째 detection layer에서 QRD에 의해 임시적으로 구해진 추정 심벌  $u^{[i]}$ 는 다음과 같이 구해진다.

$$u^{[i]} = \left( \tilde{\mathbf{y}}_{N-i+1} - \sum_{k=N-i+2}^N r_{N-i+1,k}\tilde{s}_k \right) / r_{N-i+1,N-i+1} \quad (8)$$

여기서,  $\tilde{s}_k$ 는  $k$ 번째, 즉  $i-1$ 번째 detection layer에서 검출된 부분 추정 심벌벡터로 정의된다 (단,  $i > 1$ ).

이 기법에서는  $i$ 번째 detection layer에서 평균 잡음 전력,  $\sigma^2$ 에 의해 선택된 정상 심벌의 개수,  $\tilde{S}^{[i]}$ 를 2의 멱승 형태로, 즉, 1, 2, 4, 8, 16으로 재설정된 개수를  $S^{[i]}$ 로 정의한다. 채널 상태에 따라 검색 범위를 확연히 감소시키므로 계산량이 확연히 감소될 것으로 기대된다.

하지만, 검색 범위를 조절하기 위한 기준이 되는 채널 상태에 대한 지표가 순시적인 채널 정보가 아닌 평균 SNR을 기반으로 하기 때문에, 채널이 순간적으로 크게 변하는 경우는 반영하지 못함으로 성능 저하를 가져올 수 있는 단점이 있다. 따라서, 순시적인 채널 상태를 반영하는 지표를 도입할 필요가 있다. 또한  $u^{[i]}$ 의 위치를 고려하지 않은 채 검색범위만 설정하므로 비효율적인 부분이 남아있다.

## IV. 제안하는 적응형 검색범위 기반 QRD-M 기법

이번 절에서는 순시적인 채널 정보를 반영하여 성능을 개선하는 적응형 검색 범위 기반 QRD-M 검출 기법을 제안한다. 제안된 기법의 형태는 앞에서 언급한 평균 잡음 전력 기법에 따라 검색 범위를 조절하는 QRD-M 검출 기법과 비슷하지만 평균 잡음 전력이 아닌, 순시적인 채널 정보를 반영하므로 성능을 보다 개선시킨다. 제안된 기법에서는 실시간 채널 상태를 판별하는 두 가지 값을 이용하여 하나의 채널 지표로 사용한다.

첫째로, 참고문헌[10]에서와 유사하게, 채널 행렬을 QR 분해 한 후, 얻어지는 상삼각 행렬의 대각 성분을 이용한다.

이 성분은 페이딩의 크기 성분뿐 아니라 채널 간의 상관관계까지 포함된 정보이므로 채널의 상태를 나타낼 수 있다. 채널 행렬을 통해  $i$ 번째 detection layer에서 얻어지는 채널 지표 값을  $\xi^{[i]}$ 는 다음과 같이 계산된다.

$$\xi^{[i]} = |r_{N-i+1, N-i+1}|^2 / \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |r_{k,k}|^2 \quad (9)$$

식(9)에서 알 수 있듯이,  $\xi^{[i]}$ 를 임의의 신호 크기와 SNR 값에 독립된 값으로 사용하기 위해서, 각 검출하고자 하는 심벌에 해당하는 상삼각 행렬  $\mathbf{R}$ 의 대각 성분의 크기의 제곱 값을 전체 제곱의 평균값으로 정규화(normalization)하였다.

채널상태의 지표인  $\xi^{[i]}$ 이 큰 경우는 채널 상태가 좋다고 판단하고, 반대로 작은 경우는 좋지 않다고 판단한다. 하지만, 이 채널 지표는 페이딩 성분만을 포함하고 있으므로, 순시적 SNR 성분을 반영하기 위해, 수신 신호와 QRD에 의해 임시적으로 추정된 심벌과의 Euclidean distance 값을 동시에 이용한다. 순시적 SNR의  $i$ 번째 detection layer의 채널 지표 값,  $\psi^{[i]}$ 는 다음과 같이 계산된다.

$$\psi^{[i]} = \frac{\|r_{N-i+1, N-i+1}\|^2}{\|\mathbf{y} - \mathbf{H}\hat{\mathbf{s}}_{QRD}\|^2} \quad (10)$$

여기서,  $\hat{\mathbf{s}}_{QRD}$ 는 QRD에 의해 임시적으로 추정된 심벌 벡터로 정의되며, 분자에 상삼각 행렬의 대각 성분을 곱해주는 이유는 앞에서 언급한대로 임의의 SNR의 크기에 영향을 받지 않기 위해서이다. 식 (10)의 분모 성분,  $\|\mathbf{y} - \mathbf{H}\hat{\mathbf{s}}_{QRD}\|^2$ 은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\|\mathbf{H}(\mathbf{s} - \hat{\mathbf{s}}_{QRD}) + \mathbf{n}\|^2 \quad (11)$$

만일  $\hat{\mathbf{s}}_{QRD}$ 가 제대로 검출 되었다면, 즉  $\mathbf{s} = \hat{\mathbf{s}}_{QRD}$ 이면, 식 (11)은 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\|\mathbf{n}\|^2 \quad (12)$$

식(12)를 통해,  $\|\mathbf{y} - \mathbf{H}\hat{\mathbf{s}}_{QRD}\|^2$ 의 값이 순간적인 잡음 전력 값을 대략적으로 나타낼 수 있다. 결국  $\|\mathbf{y} - \mathbf{H}\hat{\mathbf{s}}_{QRD}\|^2$ 의 값이 커지면,  $\psi^{[i]}$ 의 값이 작아져서, 채널 상태가 좋지 않

다고 판단하며, 반대로  $\psi^{[i]}$ 의 값이 큰 경우에는 채널 상태가 좋다고 판단한다. 만일,  $\hat{\mathbf{s}}_{QRD}$ 이 잘못 검출된 경우, 즉  $\mathbf{s} \neq \hat{\mathbf{s}}_{QRD}$ 인 경우, 식(12)와 같은 결과가 나오지 않게 되고, 그로 인해 순시적 SNR 상태를 제대로 나타내지 못할 수 있다. 하지만 그로 인한 성능 저하는 거의 없음을 실험을 통해 확인하였다.

결론적으로, 두 채널 지표를 동시에 적용시킨 채널 지표,  $\lambda^{[i]}$ 는 다음과 같이 계산된다.

$$\lambda^{[i]} = \xi^{[i]} \psi^{[i]} = \frac{1}{N} \frac{|r_{N-i+1, N-i+1}|^4}{|\mathbf{y} - \mathbf{H}\hat{\mathbf{s}}_{QRD}|^2} / \sum_{k=1}^N |r_{k,k}|^2 \quad (13)$$

앞에서 언급한 대로, 제안된 기법에서는 식(13)을 통해 계산된  $\lambda^{[i]}$ 의 크기를 보고, 채널 상태를 판별하여 검색 범위를 적절히 조절한다.

그림 2에서는 제안된 기법에서 사용하는, 4가지 mode의 적응형 검색 범위 방식들의 예를 보여준다. 기존의 적응형 검색 범위 기반 QRD-M 기법에서 사용된 식(8)에서 얻어진,  $\mathbf{u}^{[i]}$ 의 위치에 이웃하는 point들로 검색 범위를 제한하고, 채널 지표 값인  $\lambda^{[i]}$ 의 값을 threshold 값인,  $\lambda_{low}$ ,  $\lambda_{mid}$ ,  $\lambda_{high}$ 와 비교하여, 그 결과에 따라 검색 범위의 크기를 결정한다. 여기서  $\hat{\mathbf{u}}^{[i]}$ 은  $\mathbf{u}^{[i]}$  값을 가장 근사한 값으로 양자화한 값이다.

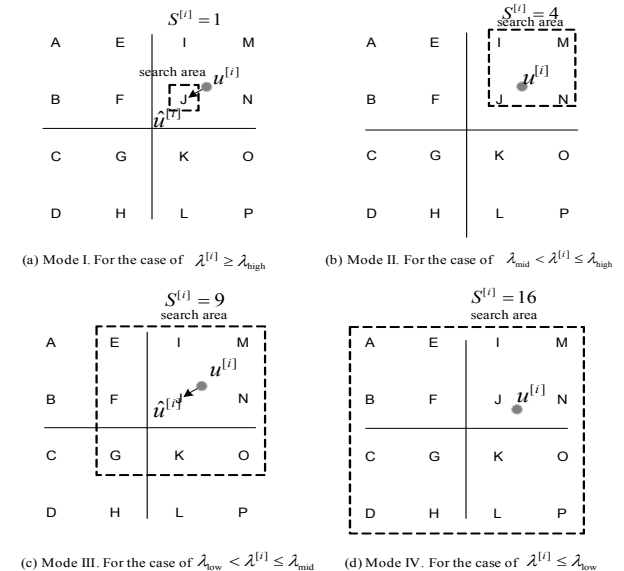


그림 2. 제안된 기법의 16QAM 환경에서,  $\lambda^{[i]}$ 에 따른 적응형 검색 범위의 예

따라서,  $i$  번째 검출 단계에서 적용될 검색 범위, 다시 말해 채널 신뢰도에 의해 결정된 후보심벌의 개수를  $S^{[i]}$ 라고 정

의를 했을 때 제안된 기법의 기준은 다음과 같이 정의된다.

$$S^{[i]} = \begin{cases} 1, & \text{if } \lambda^{[i]} > \lambda_{\text{high}} \\ 4, & \text{else if } \lambda_{\text{high}} > \lambda^{[i]} > \lambda_{\text{mid}} \\ 9, & \text{else if } \lambda_{\text{mid}} > \lambda^{[i]} > \lambda_{\text{low}} \\ 16, & \text{else} \end{cases} \quad (14)$$

각 mode를 효율적으로 선택하기 위해서는, 적응형 검색 범위 안에 정확한 심벌을 반드시 포함하면서 가능한 작은 후보 심벌을 선택해주는 threshold 값,  $\lambda_{\text{low}}, \lambda_{\text{mid}}, \lambda_{\text{high}}$  을 적절하게 결정해야 한다. 그 특성을 알아보기 위해 그림 3은  $i=1$  에서 모든 심벌들에 대해 path metric값을 구한 후 오름차순으로 정렬하고, 정확한 path의 metric이 첫 번째, 두 번째, 네 번째, 다섯 번째, 아홉 번째, 열 번째 최소값을 가지는 경우의  $\lambda^{[1]}$  에 대한 누적 분포 함수(CDF: Cumulative Distribution Function)를 그린 것이다. 두 번째, 세 번째 detection layer에서의 CDF의 결과 역시 거의 유사한 결과를 얻었으므로, 본 논문에서는  $i=1$  인 경우만 보인다. 채널 지표,  $\lambda^{[i]} > 1.2$  인 경우의 분포를 관찰해보면, 정확한 path의 metric값이 첫 번째 최소값인 경우만 존재하고,  $\lambda^{[i]} > 0.4$  인 경우에는 정확한 path의 metric이 거의 첫 번째에서 네 번째 인 경우만 거의 존재한다는 것을 알 수 있다. 이러한  $\lambda^{[i]}$  분포의 특성은 검색 범위의 크기를 효율적으로 정할 수 있게 해 준다. 만일  $\lambda^{[i]} > 1.2$  인 경우에는 정확한 path의 metric의 최소값이 첫 번째인 경우의 확률이 아주 높으므로 mode I의 검색 범위를 안전하게 적용시킬 수 있으므로,  $\lambda_{\text{high}} = 1.2$ 로 설정한다. 같은 방식으로, mode II, mode III, mode IV를 결정하기 위해,  $\lambda_{\text{mid}} = 0.4$ ,  $\lambda_{\text{low}} = 0.1$ 로 결정한다. 이 기준을 사용하여, 각 검출 단계에서의 검색 범위를 효율적으로 설정하므로, 기존의 QRD-M 방식에 비해 성능의 저하 없이 전체 복잡도를 감소시킬 수 있다.

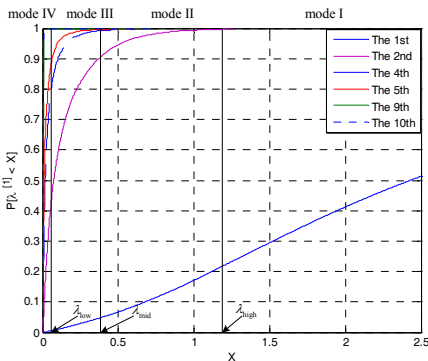


그림 3. 첫 번째 detection layer에서 정확한 path의 metric이 1번째, 2번째, 4번째, 5번째, 9번째, 10번째 최소값을 가지는 경우,  $\lambda^{[1]}$ 의 CDF(16QAM, N=L=4)

그림 4는 mode II 또는 III인 경우에서  $u^{[i]}$ 가 constellation의 모서리 쪽 또는 외부에 위치한 경우 추가적으로 검색 범위를 줄일 수 있는 경우의 예를 보여준다. 따라서  $u^{[i]}$ 의 위치를 고려하여 검색범위를 더욱 감소하므로 추가적인 계산량의 감소를 기대할 수 있다.

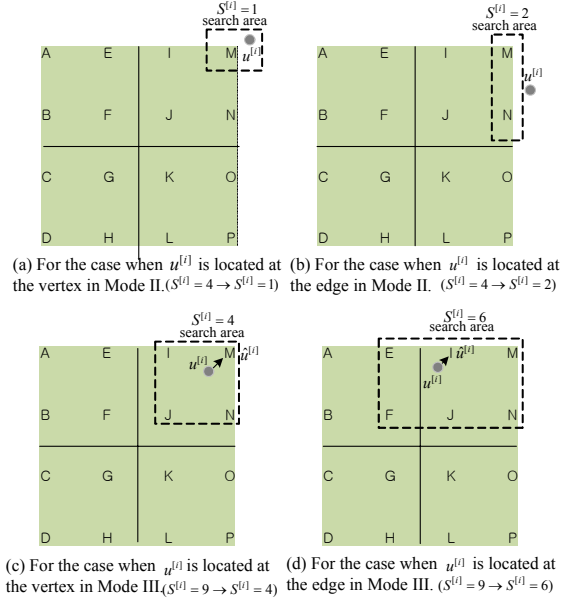


그림 4. 16QAM일 때, 추가적으로 검색범위를 줄일 수 있는 경우의 예

## V. 실험결과

이번 절에서는 실험을 통해 기존의 QRD-M 기법들과 제안된 기법의 성능 및 계산량을 비교하여, 제안된 기법이 기존의 기법에 비해 개선된 부분을 정량적으로 보인다. 실험 환경은 Rayleigh 채널환경, 16QAM 방식에서  $N=L=4$ 일 때의 SER 성능과 계산량을 비교한다. 그림 5와 그림 6은 최적의 성능을 가지는 MLD와 기존의 fixed QRD-M 기법과, 적응형 검색범위 기반 QRD-M 기법과 본 논문에서 제안하는 기법의 성능과 계산량을 각각 비교한 그림이다. 그림4를 통해서 모든 기법의 성능이 최적의 성능을 가지는 MLD의 성능에 근접하는 것을 확인할 수 있다. 그림5를 통해 알 수 있듯이,  $N=L=4$ 인 경우 제안된 기법이 15dB SNR 영역에서 같은 성능을 가지는 fixed 방식에 비해 86.13%, 잡음전력 기반 적응형 검색 범위 방식에 비해 76.41%, 감소되었음을 알 수 있다. 또한 26dB SNR 영역에서 제안된 기법이 fixed 방식에 비해 98.7%, 잡음전력 기반 적응형 방식에 비해 26.7%, 감소되었음을 알 수 있다. 이것은 제안된 기법에서 사용된 채널 지표가 기존의 기법의 비해 채널 상태를 더욱 잘 반영하고 있음을 보인다.

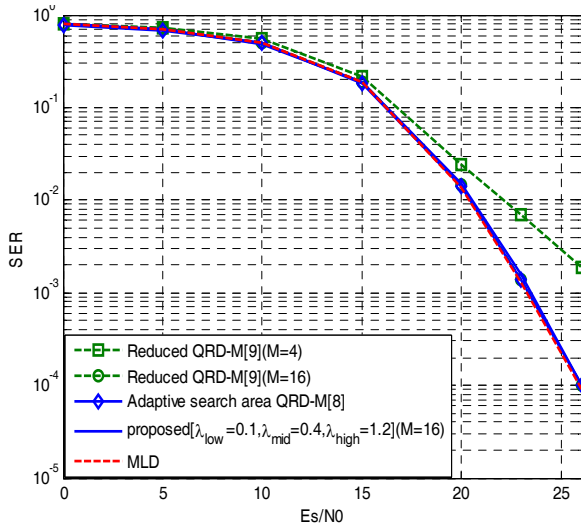


그림 5. SER 비교(16QAM, N=L=4)

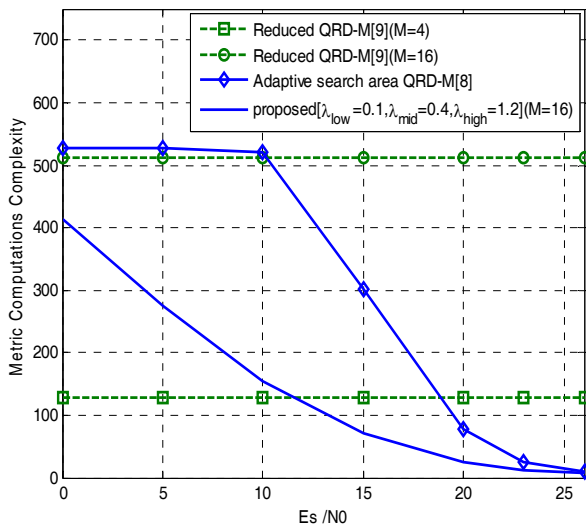


그림 6. 계산양 비교(16QAM, N=L=4)

## VI. 결론

본 논문에서는 순시적 채널 상태를 파악하기 위한 지표로 임시적으로 추정된 QRD 검출 심벌 벡터와 수신 심벌 벡터의 Euclidean distance, 또 채널 행렬의 대각성분을 이용하였다. 제안된 기법은 이 지표를 이용하여 검색 범위를 적절히 조절하므로, 동일한 성능을 가지는 fixed QRD-M 기법뿐 아니라 평균 잡음 전력에 따라 검색 범위를 조절하는 적응형 QRD-M 기법에 비해 더욱 낮은 복잡도를 가지는 것을 실험을 통해 보였다. 따라서 제안된 기법에서 사용한 지표가 평균 잡음 전력 정보에 비해 실시간 채널 상태를 잘 반영함을 알 수 있다.

## 참고 문헌

- [1] M. Jankiraman Space-Time codes and MIMO systems, Artech House, 2004, ISBN-1-58053-865-7.
- [2] E. Viterbo and J. Boutros, "A Universal Lattice Decoder for Fading Channels," IEEE Trans. Inform. Theory, vol. 45, pp. 1639-1642, July 1999.
- [3] Chin, W.H, "QRD based tree search data detection for MIMO communication systems," proc in, VTC 2005. VTC 2005-Spring. 2005 IEEE 61st
- [4] 김봉석, 최권휴, "적응형 검색 범위 기반 복잡도 감소 QRD-M MIMO 검출 기법," 한국통신학회 논문지 제33권 제6호, pp. 614~623, 2008년 6월
- [5] 김봉석, 최권휴, "Path Metric 비교 기반 적응형 QRD-M MIMO 검출 기법," 한국통신학회 논문지 제33권 제6호, pp. 487~497, 2008년 6월
- [6] B. Kim, and K. Choi, "Adaptive K-best Algorithm Based on Path Metric Comparison for MIMO Systems," to appear in ETRI Journal, vol. 31. No.2, Apr. 2009.
- [7] H. Kawai, K. Higuchi, N. Maeda, and M. Sawahashi, "Adaptive Control of Surviving Symbol Replica Candidates in QRM-MLD for OFDM MIMO Multiplexing," IEEE J. Sel. Areas Commun., vol. 24, no. 6, pp. 1130-1140, Jun. 2006.
- [8] Kuei-Chiang Lai, "Reduced-Complexity MIMO Detection Using Adaptive Set Partitioning," in Proc. IEEE WCNC 2008, Apr. 2008.
- [9] T. Im, J. Kim, and Y. Cho, "A Low Complexity QRM-MLD for MIMO Systems," in Proc. IEEE VTC 2007-Spring, pp. 2243-2247, Apr. 2007
- [10] J. Kim, J. Kang, and C. Lee, "An Adaptive K-best Detection Algorithm for MIMO Systems," Journal of the Institute of Electronics Engineers of Korea, vol 43-TC, N0.10, Oct. 2006.
- [11] 허훈, 우현명, 양원영, 방승재, 박윤옥, 김재권 "공간다중화 MIMO 시스템의 QRM-MLD 신호 검출을 위한 개선된 탐색 공간," 한국통신학회 논문지 제33권 제4호, pp. 403~410, 2008년 4월

## 저자

김 봉 석(Bong-seok Kim)

학생회원



- 2005년 2월 : 영남대학교 전자공학과
- 2009년 2월 : 영남대학교 정보통신공학과 석사
- 2009년 3월 ~ 현재 : 영남대학교 정보통신공학과 박사과정

<관심분야> : 위성통신, MIMO, OFDM

**최 권 휴(Kwonhue Choi)**

**정회원**



- 1994년 2월 : 포항공과대학교 전자전기 공학과
- 1996년 2월 : 포항공과대학교 전자전기 공학과 석사
- 2000년 2월 : 포항공과대학교 전자전기 공학과 박사

- 2000년 4월 ~ 2003년 2월 : 한국전자통신연구원 광대역 무선전송 연구부 광대역 무선전송 연구팀 선임연구원
- 2003년 2월 ~ 현재 : 영남대학교 전자정보공학부 정보통신 공학전공 부교수

<관심분야> : 위성통신, OFDM 기반 다중반송파 전송방식, MIMO detection 알고리즘, CDMA 시스템