

Path Metric의 특성을 이용한 적응형 K-best Sphere Decoding 기법

정희원 김봉석*, 종신회원 최권휴*^o

Adaptive K-best Sphere Decoding Algorithm Using the Characteristics of Path Metric

Bong-seok Kim* *Regular Member*, Kwonhue Choi* *Lifelong Member*

요약

본 논문에서는 순간적인 채널 상태에 따라 K , 즉 survivor path의 개수를 적응적으로 조절하는 MIMO(Multiple Input Multiple Output) 검출 기법을 제안한다. 최적의 성능을 가지지만 높은 복잡도의 단점을 가지는 MLD(Maximum Likelihood Detection)의 단점을 개선하기 위해 MLD에 근접한 성능을 가지면서 복잡도는 확연히 감소시킨, 적응형 K-best SD (Sphere Decoding) 기법들이 제안되었지만, 채널 상태를 판별하기 위한 지표로, 채널의 페이딩 이득만을 이용할 뿐 순시적인 SNR(Signal to Noise Ratio) 값은 반영하지 못하는 단점을 가진다. 제안된 기법은 이러한 단점을 보완하기 위해 K 를 조절하기 위한 채널 지표로 채널의 페이딩 성분뿐 아니라 SNR 성분까지 반영하는 path metric 값의 특성을 이용하여, 기존의 기법과 동일한 성능을 가지면서 낮은 복잡도를 가진다.

Key Words : MIMO, Low Complexity, Tree-search, K-best

ABSTRACT

We propose a new adaptive K-best Sphere Decoding (SD) algorithm for Multiple Input Multiple Output (MIMO) systems where the number of survivor paths, K is changed based on the characteristics of path metrics which contain the instantaneous channel condition. In order to overcome a major drawback of Maximum Likelihood Detection (MLD) which exponentially increases the computational complexity with the number of transmit antennas, the conventional adaptive K-best SD algorithms which achieve near to MLD performance have been proposed. However, they still have redundant computation complexity since they only employ the channel fading gain as a channel condition indicator without instantaneous Signal to Noise Ratio (SNR) information. In order to complement this drawback, the proposed algorithm use the characteristics of path metrics as a simple channel indicator. It is found that the ratio of the minimum path metric to the other path metrics reflects SNR information as well as channel fading gain. By adaptively changing K based on this ratio, the proposed algorithm more effectively reduce the computation complexity compared to the conventional K-best algorithms which achieve same performance.

* 본 연구는 지식경제부 및 정보통신산업진흥원의 대학 IT연구센터 지원사업의 연구결과로 수행되었으며 (NIPA-2009-C1090-0902-0045) 2009년 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임 (No. 2009-0088286)

* 영남대학교 정보통신공학과 광대역무선통신 연구실 (김봉석: hishope21@ynu.ac.kr, 최권휴: gonew@yu.ac.kr °: 교신저자)
논문번호: KICS2009-05-194, 접수일자: 2009년 5월 11일, 최종논문접수일자: 2009년 9월 22일

I. 서 론

최근 무선 통신 환경에서 고속 데이터 전송이 요구되면서, MIMO(Multiple Input Multiple Output) 시스템에 대한 관심이 높고있다^[1]. MIMO 시스템은 추가적인 대역폭을 사용하지 않고 데이터 전송속도를 높일 수 있을 뿐 아니라, 공간 다이버시티 이득 또한 제공하므로, 차세대 통신 시스템의 주요 기술로 채택되었다. MIMO 시스템에서 최적의 성능을 가지는 검출 방법은 MLD(Maximum Likelihood Detection)이다. MLD는 송신 안테나에서 보낼 수 있는 모든 가능한 심벌 벡터들을 비교하여 신뢰도가 가장 높다고 판단되는 하나의 심벌 벡터를 검출 심벌로 추정하므로 최적의 성능을 가지는 반면, 번조 방식의 레벨이 늘어나거나, 송신 안테나 개수가 증가함에 따라 그 계산량이 지수적으로 증가하는 단점을 가진다. 이를 보완하기 위해 제안된 여러가지 알고리즘 가운데, 최근에 성능은 MLD에 근접하면서, 매우 낮은 계산량을 가지는 SD(Sphere Decoding) 알고리즘과 K-best, QRD-M과 같은 tree-search 기반 알고리즘들이 제안되어 왔다^{[2]-[8]}. SD는 설정된 반경 안에 들어온 격자들로 후보 심벌 벡터들의 범위를 제한하므로 평균적인 계산량은 아주 낮지만, 반경 안에 들어온 격자들의 개수가 많아지게 되는 경우, 일시적으로 계산량이 급격히 증가하게 되어 일정한 throughput을 제공하지 못하는 단점을 가진다. 이를 보완하기 위해, SD와 tree-search의 혼합형으로 K-best SD기법이 제안되었다^{[9]-[13]}. 이 기법은 설정된 반경에 의해 제한된 후보 심벌을 가지므로 낮은 계산량을 가지는 SD의 장점과, 각 layer에서 계산된 path metric 값들 가운데 신뢰도가 가장 높다고 판단되는 survivor path들의 개수를 K개로 제한하므로 일정 throughput을 보장해주는 tree-search 기법의 장점을 동시에 가진다. 따라서, SD의 초기 반경 설정과 survivor path의 개수인 K가 이 기법에서의 중요한 parameter임을 알 수 있다. 본 논문에서는 성능과 계산량의 trade-off를 갖는 K의 값을 적절하게 설정하는 방식에 대해 논의하고자 한다. 작은 K를 사용하는 경우, 계산량을 감소시킬 수는 있는 장점이 있지만, 채널 상태가 좋지 않은 경우에 correct path임에도 불구하고 그 값이 일시적으로 아주 크게 되어, K개의 survivor path로 포함되지 못해 성능저하를 가져올 수 있다. 반면에 채널 상태가 좋지 않은 경우에도 성능의 저하를 막기 위해 큰 K를 사용하면, correct path를

놓칠 확률이 낮으므로, 성능 저하를 감소할 수 있으나, 작은 K를 사용하여도 무방한, 즉 채널 상태가 좋은 경우에도 큰 K를 사용하기 때문에 불필요한 계산량을 가지는 단점이 있다.

이러한 문제를 보완하기 위해 추정된 채널 상태에 따라 K를 적절히 조절하는 적응형 K-best SD기법이 제안되었다^{[10]-[12]}. 이 기법은 채널 상태가 좋은 경우에는 작은 K를 사용하다가, 채널 상태가 좋지 않다고 판단된 경우에만 큰 K값을 사용하여 correct path를 놓치지 않으므로 큰 K값을 사용한 기법에 근접한 성능을 가지면서 작은 K를 사용한 기법의 계산량을 갖는 장점을 가진다. 하지만 이 기법들이 사용하고 있는 채널 지표들은 채널의 행렬 성분만을 이용할 뿐, SNR(Signal to Noise Ratio) 정보는 반영하지 못하는 단점을 가진다. 채널 행렬 성분, 즉 페이딩 이득은 채널 상태의 신뢰도를 나타내는 중요한 정보이지만^[13], 매우 낮은 SNR 값을 갖는 경우 발생하는 성능 저하를 막기 위해 전체적으로 높은 K를 설정하여야 하기 때문에 개선될 사항이 여전이 존재한다.

본 논문에서는 채널 상태, 즉 SNR 정보와 채널 행렬의 이득 값에 따라 path metric들의 특성이 달라지는 것을 발견하고, 이러한 특성을 K-best SD 기법에 적용하여 기존의 적응형 기법들의 단점을 보완한다. 각 layer에서의 반경 내에 존재하는 모든 path metric들의 평균값과, 가장 작은 값을 가지는 path metric의 비(ratio)를 관찰하여 K를 조절함으로써, 기존의 고정된 K를 사용한 기법뿐 아니라, 적응형 기법들과 동일한 성능을 유지하면서 전체 복잡도는 더욱 감소시킨 적응형 K-best SD 기법을 제안한다.

앞으로 전개될 내용으로는 II장에서는 시스템 모델에 대해 기술하고, III장에서는 기존의 제안된 기법들에 대해 논의한다. 본 논문에서 제안하는 기법을 IV장에서, V장에서는 기존의 방식들과 제안된 기법의 성능 및 계산량을 정량적으로 비교한다. VI장에서 본 논문의 결론을 도출한다.

II. 시스템 모델

본 논문에서는 N개의 송신 안테나와 L개의 수신 안테나로 구성된 MIMO 시스템 환경을 고려하며 수신신호 $\tilde{\mathbf{y}}$ 는 다음과 같이 정의 된다.

$$\tilde{\mathbf{y}} = \tilde{\mathbf{H}}\tilde{\mathbf{s}} + \tilde{\mathbf{n}} \quad (1)$$

송신 신호 벡터 \tilde{s} 는 N 의 크기를 가지며, 평균에너지 E_s 를 갖는 QAM (Quaternary Amplitude Modulation) 성상도로 변조된 심벌이라고 정의한다. 채널 행렬 \tilde{H} 는 $L \times N$ 의 크기를 가지며, \tilde{H} 의 i 번째 행, j 번째 열의 성분 $\tilde{h}_{i,j}$ 는 j 번째 송신 안테나와 i 번째 수신 안테나 사이의 채널 이득값을 나타낸다. 채널 행렬 \tilde{H} 의 성분 $\tilde{h}_{i,j}$ 는 평균은 0이고 분산은 1인 독립 복소 가우시안 분포를 따르는 레일리 (Rayleigh) 페이딩이라고 가정하고, 다음 심벌이 보내지기 전까지는 그 값이 변하지 않는다고 가정한다. 복소 AWGN을 나타내는 L 차원 잡음 벡터 \tilde{n} 은 평균은 0이고 분산, σ^2 은 아래와 같이 주어진다.

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

여기서 Γ 는 그 프레임에서의 평균 SNR 값을 나타낸다.

K-best SD 기법을 적용하기 위해 복소 행렬식 (1)과 벡터 및 변수들을 실수형태로 바꾸면 다음과 같이 정의된다.

$$y = Hu + n \quad (3)$$

$$y = [\text{Re}\{y^T\} \text{Im}\{y^T\}]^T \quad (4)$$

$$u = [\text{Re}\{s^T\} \text{Im}\{s^T\}]^T \quad (5)$$

$$H = \begin{bmatrix} \text{Re}\{H\} & -\text{Im}\{H\} \\ \text{Im}\{H\} & \text{Re}\{H\} \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$n = [\text{Re}\{n^T\} \text{Im}\{n^T\}]^T \quad (7)$$

여기서 $[\cdot]^T$ 는 행렬을 transpose하는 연산자를 나타낸다.

III. 기존의 K-best SD 기법들

이번 절에서는 기존에 제안되어 온 K-best SD 기법들에 대해 기술한다. 제안된 기법과 기존의 적응형 K-best SD 방식들은 fixed 방식의 형태를 기본 구조로 가지므로, 전체 기법의 이해를 돕기 위해 fixed K-best SD 기법에 대해 자세히 기술한다.

3.1 기존의 fixed K-best SD 기법

최적의 성능을 가지지만, 송신 안테나의 개수의 증가함에 따라 계산량이 지수적으로 증가하는 MLD의 단점을 극복하기 위한 방법으로 fixed K-best SD 기법이 제안되었다⁹⁾. Fixed K-best SD 기법은, 고차원 공간 내에 반경 \sqrt{C} 를 갖는 고차원 구 (hyper sphere)를 만들고 이 고차원 구 내에 존재하는 격자들만 후보 심벌로 고려하므로 QRD-M이나 K-best 기법과 같은 tree-search 방식에 비해 낮은 계산량을 가진다. 또한, 초기 반경이 크게 설정되었다 하더라도, 그 layer에서 survivor path의 개수를 K 개로 제한하므로 일시적으로 계산량이 지나치게 증가하여 일정한 throughput을 제공하지 못하는 단점을 가지는 SD기법의 단점을 보완한다.

SD기법에서와 동일하게 fixed K-best SD 기법에서 변수들은 아래와 같이 정의 된다.

$$\rho = H^+ y \quad (8)$$

$$z = \rho - u \quad (9)$$

$$H^T H = R^T R \quad (10)$$

여기서 H^+ 은, 행렬 H 의 pseudoinverse를 나타내고, 행렬 R 은 $H^T H$ 을 Cholesky 분해하여 얻어진 상삼각 행렬로 정의된다. 최소 path metric을 갖게 하는 검출 심벌 \hat{u} 은 다음과 같이 전개된다.

$$\begin{aligned} \hat{u} &= \arg \min_u \|y - Hu\|^2 = \arg \min_u \|H(\rho - u)\|^2 \\ &= \arg \min_u \|Hz\|^2 = \arg \min_u \|Rz\|^2 \\ &= \arg \min_u \sum_{i=1}^M r_{ii}^2 \left(z_i + \sum_{j=i+1}^M \frac{r_{ij}}{r_{ii}} z_j \right)^2 \\ &= \arg \min_u \sum_{i=1}^M q_{ii} \left(z_i + \sum_{j=i+1}^M q_{ij} z_j \right)^2 \end{aligned} \quad (11)$$

여기서, i 는 layer의 인덱스를 나타내고, z_i 는 z 의 i 번째 성분이며, r_{ii} 는 상삼각 행렬, R 의 i 번째 행, i 번째 열의 값을 나타내며, M 은 실수 형태에서의 layer의 길이를 나타내므로, $M=2N$ 으로 정의된다. 즉, $i=M$ 으로 시작하여, $i=1$ 이 되면서 한 프레임을 종료한다. 또한 행렬 Q 의 원소들은 다음과 같이 정의된다.

$$q_{ii} = r_{ii}^2 \text{ for } i = 1, \dots, M$$

$$q_{ij} = \frac{r_{ij}}{r_{ii}} \text{ for } i = 1, \dots, M, \text{ for } j = i + 1, \dots, M \quad (12)$$

Fixed K-best SD 기법에서는 초기반경 내에 위치한 격자들에 대해서만 탐색을 하므로 $\|y - Hu\|^2 < C$ 를 확인하기 위해 i 번째 layer에서의 path metric값의 부분 합을 식(13)과 같이 나타내고, 식(14)를 이용해 반경 내부에 있는 심벌들을 확인한다.

$$S_i = z_i + \sum_{j=i+1}^M q_{ij} z_j \quad (13)$$

$$T_{i-1} = T_i - q_{ij} (S_i - u_i)^2 \quad (14)$$

첫 번째 detection layer (M 번째 layer), 즉 $i=M$ 인 경우, 초기 반경, $T_M = C$ 로 설정하고, 식(14)를 이용해 첫 번째 detection layer에서 모든 가능한 후보심벌, u_M 에 대해 작은 path metric 값을 가지는 K 개의 심벌, 즉 큰 T_{M-1} 값을 가지게 하는 심벌을 K 개 선택한다. 단, T_{M-1} 값이 음수가 되는 경우는 설정한 반경 내에 존재하지 않는 심벌이므로 탐색에서 제외시킨 후, 다음 layer로 이동한다. 이러한 과정을 $i=1$, 즉 M 번째 detection layer 까지 반복한 후 최종적으로 가장 작은 path metric을 갖게하는, 즉 가장 큰 T_0 을 갖게 하는 후보 심벌 벡터, \hat{u} 를 선택하여 검출 신호로 추정한다.

그림 1은 fixed K-best SD 기법의 구조를 설명한다. 그림에서 알 수 있듯이 각 layer에서 path metric을 구하고, 그 path metric이 설정된 반경보다 큰 경우는 삭제 시킨다. 남아있는 심벌들 중 가장 신뢰도가 높다고 판단되는, 즉 가장 작은 값을 가지는 K 개의 path들을 선택하여 다음 layer로 넘어가고, 마지막 layer에서 가장 작은 path metric을 가지는 한 심벌벡터를 선택하여 검출 신호로 추정함을

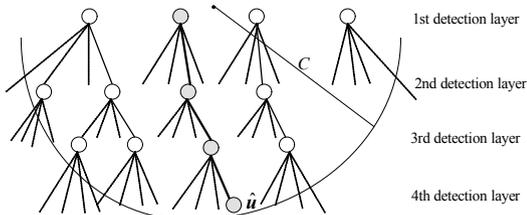


그림 1. Fixed K-best SD 기법의 구조 (N=L=2, QPSK, K=4)

알 수 있다.

Fixed K-best SD 기법의 이해를 돕기 위해 다음과 같이 순서를 나누어 설명한다.

- 1) 채널 행렬 H 를 Cholesky 분해하여, 상삼각 행렬 R 을 만든다.
- 2) 식(12)를 이용하여, 상삼각 행렬, R 로부터 행렬, Q 를 만든다.
- 3) 수신신호 y 에 채널 행렬 H 의 pseudoinverse, H^+ 를 곱하여, 벡터 ρ 를 구한다.
- 4) 초기 반지름 C 는 $\|y - H\hat{\rho}\|^2$ 를 이용하여 구한다. 여기서 $\hat{\rho}$ 은 ρ 를 slicing하여 얻어진 ZF(Zero Forcing) 추정 심벌이다.
- 5) 초기 값으로 $i=M$, $T_M = C$, $S_M = \rho_M$ 을 설정한다.
- 6) 식(13), 식(14)를 이용하여, 모든 가능한 후보 심벌들에 대해 T_{i-1} 값을 구한다.
- 7) 계산된 T_{i-1} 을 내림차순으로 정렬하여 반지름 안에 들어오지 못한 path들, 즉 $T_{i-1} < 0$ 이 되게 하는 path들은 삭제 시키고, 가장 큰 T_{i-1} 값을 갖는(가장 작은 path metric을 갖는) K 개의 path들을 선택한다. 나머지 path 들은 삭제 시킨다.
- 8) Layer의 차수, 즉 $i > 1$ 이면, 선택된 K 개의 survivor path들을 기반으로 과정 6)으로 돌아가 다음 과정을 반복하고, $i=1$ 이면 가장 큰 T_{i-1} 값을 갖는 하나의 path를 선택하여 검출 심벌, \hat{u} 로 결정한다.

Survivor path의 개수를 나타내는 변수 K 는 성능과 계산량의 trade-off를 가지며, 작은 K 를 선택한 경우 계산량이 낮은 장점이 있지만, 채널 상태가 좋지 않은 경우 correct path임에도 불구하고, K 개의 survivor path안에 포함되지 못하는 경우 성능이 저하될 수 있다. 따라서, MLD에 근접한 성능을 갖기 위해 큰 값의 K 를 선택해야 하지만, 채널 상태가 좋은 경우에도 큰 K 를 계속해서 사용하여야 하므로 여전히 불필요한 계산량을 가진다는 것을 알 수 있다.

3.2 채널 행렬 기반 적응형 K-best SD 기법들

Fixed K-best SD 기법의 단점을 보완하기 위해 참고문헌^{[10]-[12]}에서는 판별된 채널상태에 따라 K 를 적응적으로 조절하는 K-best SD기법들이 제안되었다. 그림 2는 적응형 K-best SD 기법의 예를 설명하고 있다. 그림에서 알 수 있듯이, 적응형 K-best

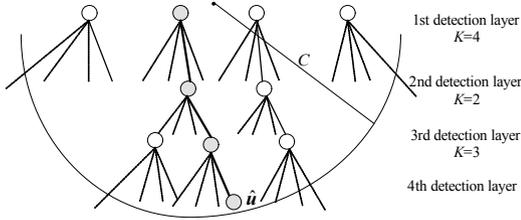


그림 2. 적응형 K-best SD 기법의 구조 (N=L=2, QPSK)

SD 기법은 fixed K-best SD 기법과 달리, 채널 상태를 판별하여, 채널이 좋다고 판단된 경우 작은 K를, 채널이 좋지 않다고 판단된 경우에 큰 K를 선택하여 전체 계산량을 효율적으로 감소시킨다.

3.2.1 condition number 기반 적응형 K-best SD 기법

참고문헌^[11]에서는 채널 행렬의 condition number를 기준으로 K를 조절하는 기법이 제안되었다. 채널 행렬의 norm, $\kappa(\mathbf{H})$ 를 기반으로 다음과 같이 K를 조절한다.

$$\begin{aligned} &\text{if } \kappa(\mathbf{H}) < \kappa_{th}, \quad K = K_{min}, \\ &\text{else} \quad K = K_{max} \end{aligned} \quad (15)$$

여기서, κ_{th} 는 성능과 계산량의 trade-off를 갖는 threshold 값이며, 실험을 통해 최적의 값을 설정한다. 또한, K_{min} 과 K_{max} 는 κ_{th} 에 따라 결정되는 적응형 K값으로 정의된다. 채널 상태에 따라 K를 조절함으로써 fixed 방식에 비해 낮은 계산량을 가지지만, 채널 상태를 판별하기 위한 지표로, 채널 행렬만 이용할 뿐 SNR정보를 반영하지 못하므로, 전체 성능의 저하를 막기 위해서는 κ_{th} 값을 아주 높게 잡아 K_{max} 의 빈도를 높이거나, K_{min} 또는 K_{max} 의 값을 크게 설정하여야 하므로, 불필요한 계산량이 증가되는 단점이 있다.

3.2.2 채널 행렬의 대각성분 기반 적응형 K-best SD 기법

참고문헌^[10]에서는 채널 행렬의 대각 성분을 기반으로 K를 선택하는 적응형 K-best SD 기법을 제안하였다. 참고문헌^[13]에서는 채널 행렬을 통해 얻어진 상삼각 행렬의 대각 성분이 채널 상태를 반영하고 있음을 수식을 통해 보인다. 채널 행렬 \mathbf{R} 의 대각 성분 크기, $|r_{ii}|$ 이 큰 경우, 채널 상태가 좋다고 판단되므로 작은 K를 사용하여 계산량의 효율성을 높

이고, 반대로 $|r_{ii}|$ 이 작은 경우, 채널 상태가 좋지 않다고 판단하여 큰 K를 사용하여 성능저하를 막는다. 식(12)에서 계산된 대각성분 $q_{ii} = r_{ii}^2$ 을 이용하여 전체 대각성분의 평균 값, α 는 다음과 같이 계산된다.

$$\alpha = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M q_{ii} \quad (16)$$

식(16)에 의해 계산된 α 와 q_{ii} 의 비를 threshold 값과 비교하여 K를 적절히 선택한다. 이 기법에서 K값을 선택하기 위한 기준은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} &\text{if } \frac{q_{ii}}{\alpha} < L_{low}, \quad K = K_{max}, \\ &\text{else if } L_{low} < \frac{q_{ii}}{\alpha} \leq L_{high}, \quad K = K_{mid}, \\ &\text{else if } \frac{q_{ii}}{\alpha} \geq L_{high}, \quad K = K_{min} \end{aligned} \quad (17)$$

여기서 L_{low}, L_{high} 는 실험에 의해 성능과 계산량의 trade-off를 가지는 threshold 값이고, $K_{min}, K_{mid}, K_{max}$ 는 선택된 L_{low}, L_{high} 값에 의해 결정되는 적응형 K값이다. 채널 상태가 좋지 않은 경우에만 큰 K를 사용하므로 fixed 방식에 비해 전체 계산량은 감소된다. 하지만, 이 기법 역시 채널 행렬에 대한 정보만을 반영할 뿐, SNR에 대한 정보는 이용하지 못하므로 SNR 값이 작은 경우 발생하는 성능 저하를 막기 위해 전체 threshold 값을 높게 설정하여야 하므로, 여전히 개선할 부분이 존재한다.

IV. 제안된 적응형 K-best SD 기법

앞 절에서 제안한 SNR 정보를 반영하지 못하는 적응형 기법들의 단점을 보완하기 위해 본 논문에서는 채널 행렬 성분 뿐 아니라, 순간적인 SNR 정보까지 반영한 적응형 K-best SD 기법을 제안한다. 참고문헌^[8]에서와 같이 평균 SNR 값을 기반으로 survivor path의 개수를 조절하는 기법이 제안된 바 있지만 순시적인 SNR 정보를 이용하지 못하는 단점을 가지고 있으므로, 본 논문의 저자는 참고문헌^{[5]-[7]}에서 순시적인 채널 정보를 이용한 적응형 기법들을 제안한 바 있다. 이러한 연구 결과를 바탕으로, 제안된 기법에서는 순시적인 채널 상태, 즉 채널

널 행렬에 의해 결정되는 페이딩 성분뿐 아니라 매 프레임 달라지는 순시적인 SNR 정보를 모두 반영한 채널 지표를 이용하기 위해 매 layer에서의 path metric의 특성을 이용한다. 채널 상태와 path metric의 특성을 관찰한 결과, 채널 상태가 좋은 경우 가장 작은 값을 가지는 path metric은 다른 path metric값들에 비해 확연히 작은 값을 가지는 특성을 가지고, 반대로 채널 상태가 좋지 않은 경우에는 최소 path metric 값이 다른 값들에 비해 큰 차이를 가지지 않는 특성을 파악하였다. 이러한 특성을 이용하여, 각 layer에서의 채널 상태를 파악하기 위한 채널 지표로, 각 layer에서 가장 작은 path metric 값과 반경 안에 존재하는 모든 path metric 값들의 평균값의 ratio를 이용한다. Path metric들의 특성은 그 layer에서의 채널 행렬 특성뿐 아니라 순시적인 SNR 성분까지 종합적으로 반영된 정보이므로 채널 행렬의 정보만 이용한 기존의 기법에 비해 성능의 개선을 기대할 수 있다.

제안된 기법에서 survivor path metric의 개수 K 를 조절하는 방식은 참고문헌 [8]에서 평균 잡음 전력 기반으로 제안한 방식과 유사하다. Path metric 값들 중, i 번째 layer에서 j 번째 작은 값을 가지는 accumulated path metric 값을, $d_j^{(i)}$ 로 정의하면, 제안된 기법의 i 번째 layer에서의 threshold 값 $\Delta^{(i)}$ 는 다음과 같이 계산된다.

$$\Delta^{(i)} = d_1^{(i)} + X \left(d_1^{(i)} / \frac{1}{l} \sum_{j=1}^l d_j^{(i)} \right)^{\frac{1}{4}} \quad (18)$$

여기서 X 는 성능과 계산량의 trade-off를 가지는 변수이며, l 은 반지름 안에 들어온 candidate 심벌들의 총 개수로 정의된다. 큰 값의 X 를 사용하면 전체 threshold 값이 높아지므로 선택되는 path들의 개수가 늘어나므로 correct path를 안전하게 포함할 가능성을 높일 수 있는 반면에 불필요한 계산량을 가져올 수 있다.

그림 3은 제안된 기법의 구조를 예를 들어 설명하고 있다. 그림에서 알 수 있듯이, 가장 작은 path metric, $d_1^{(i)}$ 과 그 detection layer에서의 path metric들의 전체 평균값, $\frac{1}{l} \sum_{j=1}^l d_j^{(i)}$ 의 비(ratio)에 따라 threshold 값, $\Delta^{(i)}$ 가 결정되고, $\Delta^{(i)}$ 보다 작은 path들만 선택하여 K 값을 결정한다. 채널 상태가 좋은

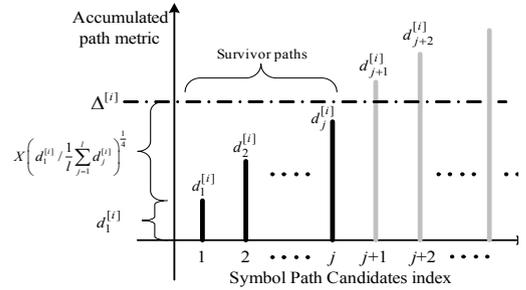


그림 3. 제안된 기법의 구조

경우, $d_1^{(i)}$ 이 다른 path metric들에 비해 아주 작은 값을 가지므로, $d_1^{(i)} / \left(\frac{1}{l} \sum_{j=1}^l d_j^{(i)} \right)$ 의 값이 작아져서 $\Delta^{(i)}$ 값 역시 작아지므로 선택되는 path들의 개수가 줄어든다. 반대로 채널 상태가 좋지 못한 경우, $d_1^{(i)}$ 이 다른 path metric들과 비슷하게 되어, $d_1^{(i)} / \left(\frac{1}{l} \sum_{j=1}^l d_j^{(i)} \right)$ 의 값이 커지게 되므로 $\Delta^{(i)}$ 값 또한 커져서 선택되는 path들의 개수를 늘려서 correct path를 놓치지 않게 하므로 성능 저하를 막는 구조를 가진다.

V. 모의실험 결과

이번 절에서는 모의실험을 통해 기존의 K-best SD 기법들과 제안된 기법의 성능 및 계산량을 비교하여, 제안된 기법의 개선된 정도를 정량적으로 보인다. 실험 환경은 Rayleigh 페이딩 채널 환경이며, 변조 방식은 16QAM, 송수신 안테나의 개수는 3, 4개, 즉 $N=L=3$, $N=L=4$ 이다. 편의를 위해 이번 절에서는 fixed K-best SD 기법을 fixed 방식, 채널 행렬 대각성분을 이용한 적응형 K-best SD 기법을 대각성분 방식, condition number 기반 적응형 K-best SD 기법을 condition number 방식이라 명명한다. 그림 4와 5는 $N=L=3$ 과 $N=L=4$ 인 경우, MLD와 기존의 fixed 방식, 대각성분 방식, condition number 방식과 제안된 기법의 SER (Symbol Error Ratio) 성능을 비교한 그림이다. 모든 기법이 최적의 성능을 가지는 MLD의 성능에 근접하는 것을 확인할 수 있다.

그림 5와 6은 $N=L=3$ 인 경우와 $N=L=4$ 인 경우, 기존의 fixed 방식, 대각성분 방식, condition number 방식과 제안된 기법의 metric 계산량을 비교한 그림이다. 모든 기법들은 공통적인 연산 과정을 거치므로, 계산량을 비교하는 지표로 한 프레임

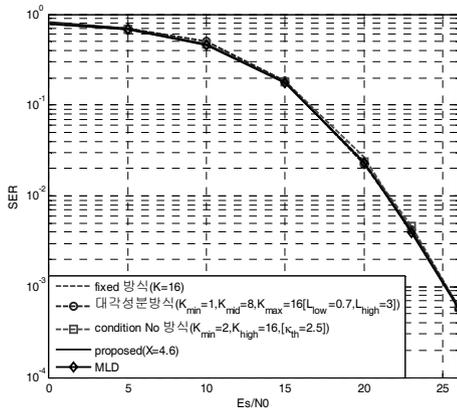


그림 4. SER 비교 (N=L=3,16QAM)

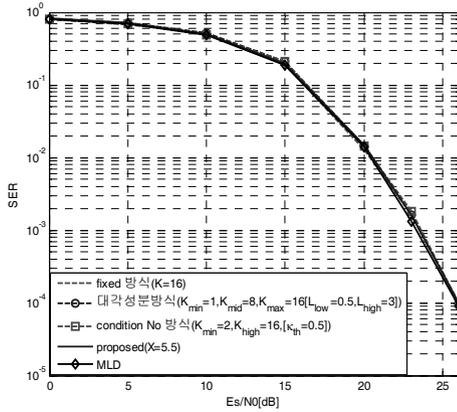


그림 5. SER 비교 (N=L=4,16QAM)

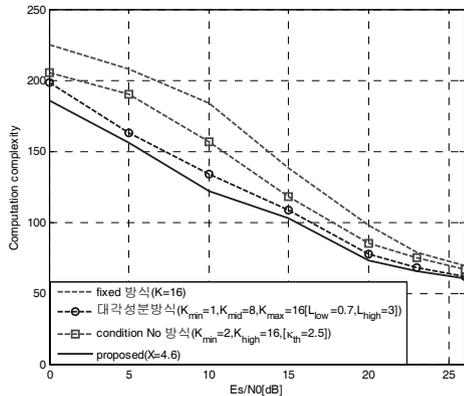


그림 6. Metric 연산량 비교 (N=L=3,16QAM)

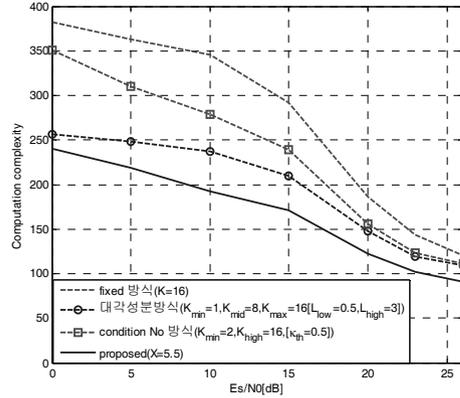


그림 7. Metric 연산량 비교 (N=L=4,16QAM)

당 계산되는 metric의 개수를 이용한다. 모든 parameter 값, 즉, K_{th} , L_{low} , L_{high} , X 및 K 는 MLD의 성능에 근접하면서 가장 작은 계산량을 갖도록 설정하였다. 그림 6에서 알 수 있듯이, $N=L=3$ 인 경우 10dB SNR 영역에서 제안된 기법은 fixed 방식에 비해 33.74%, 대각성분 방식에 비해 8.99%, condition number 방식에 비해 22.09% 감소되었음을 알 수 있다. 또한 23dB SNR 영역에서 제안된 기법이 fixed 방식에 비해 16.23%, 대각성분 방식에 비해 3.51%, condition number 방식에 비해 12.21% 감소되었음을 알 수 있다.

그림 7에서 알 수 있듯이, $N=L=4$ 인 경우, 10dB SNR 영역에서 제안된 기법이 fixed 방식에 비해 44.3%, 대각성분 방식에 비해 18.8%, condition number 방식에 비해 30.8% 감소되었음을 알 수 있다. 또한 23dB SNR 영역에서 제안된 기법이 fixed 방식에 비해 22.6%, 대각성분 방식에 비해 6.1%, condition number 방식에 비해 9.2% 감소되었음을 알 수 있다. 이 결과들을 통해 제안된 기법의 path metric을 이용한 채널 지표가 채널 행렬만을 이용한 지표에 비해 채널 상태를 더욱 우수하게 반영함을 알 수 있다.

VI. 결론

본 논문에서는 채널 상태에 따라 달라지는 path metric의 특성을 이용하여, SNR 정보를 이용하지 못하는 기존의 적응형 K-best SD 기법들의 단점을 보완하는 적응형 K-best SD 기법을 제안하였다. 제안된 기법은 채널 페이딩 정보 뿐 아니라 순시적인

SNR 정보를 이용하여 채널 상태를 실시간으로 더욱 우수하게 반영하여, 동일한 성능을 가지는 기존의 fixed K-best SD기법과, 채널 행렬의 특성을 기반으로 한 적응형 K-best SD 기법들에 비해 낮은 계산량을 가지는 것을 실험을 통해 보였다.

참 고 문 헌

[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, Jul., 1999.

[3] Wanlun Zhao and Georgios B. Giannakis, "Sphere Decoding Algorithms With Improved Radius Search," *IEEE Trans. on Communs*, Vol.53, No.7, Jul., 2005.

[4] Chin, W.H. "QRD based tree search data detection for MIMO Communication systems," in *Proc, VTC 2005 Springs*. 2005 IEEE 61st.

[5] 김봉석, 최권휴, "MIMO System을 위한 Path Metric 비교 기반 적응형 K-best 알고리즘," *한국통신학회 논문지*, 제32권 제11호, pp.1197-1205, 2007년 11월.

[6] 김봉석, 최권휴, "Path Metric 비교 기반 적응형 QRD-M MIMO 검출 기법," *한국통신학회 논문지*, 제33권 제6호, pp.487~497, 2008년 6월.

[7] 김봉석, 최권휴, "적응형 검색 범위 기반 복잡도 감소 QRD-M MIMO 검출 기법," *한국통신학회 논문지*, 제33권 제6호, pp.614~623, 2008년 6월.

[8] 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.

[9] 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, Mar., 2006.

[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, NO.10, Oct., 2006.

[11] S. Roger, A. Gonzalez, V. Almenar, and A. Vidal, "Combined K-Best Sphere Decoder Based on the Channel Matrix Condition Number," in *Proc ISCCSP 2008*, Mar., 2008.

[12] Q. Li and Z. Wang, "Improved K-Best Sphere Decoding Algorithms for MIMO Systems," in *Proc. ISCAS 2006*, May., 2006.

[13] W. Peing, S. Ma, T. Sang. N, and J. Z. Wang, "Adaptive QRD-M Detection with Variable Number of Surviving Paths for MIMO Systems," in *Proc. ISCIT 2007*, pp.403-408, Oct., 2007.

김 봉 석 (Bong-seok Kim)

정회원



2005년 2월 영남대학교 전자공학과

2009년 2월 영남대학교 정보통신공학과 석사

2009년 3월~현재 영남대학교 정보통신공학과 박사과정

<관심분야> MIMO detection

알고리즘, OFDM 기반 다중반송파 전송방식

최 권 휴 (Kwonhue Choi)

중신회원



1994년 2월 포항공과대학교 전자전기공학과

1996년 2월 포항공과대학교 전자전기공학과 석사

2000년 2월 포항공과대학교 전자전기공학과 박사

2000년 4월~2003년 2월 한국전자통신연구원 광대역 무선전송 연구부 광대역 무선전송 연구팀 선임연구원

2003년 2월~현재 영남대학교 전자정보공학부 정보통신공학전공 부교수

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