

다중 송수신 안테나 시스템에서 단계별 반경의 차이를 이용한 적응 복호화 알고리즘

학생회원 김상현*, 종신회원 박소령*

An Adaptive Decoding Algorithm Using the Differences Between Level Radii for MIMO Systems

Sanghyun Kim* *Student Member*, So Ryoung Park* *Lifelong Member*

요약

이 논문에서는 다중 송수신 안테나 시스템에서 탐색 단계별 반경들의 차이를 이용하여 후보 심볼수 K 를 변화시키는 적응 복호화 알고리즘을 제안하고, 기존의 복호화 알고리즘과 비트 오류율 및 평균 연산량 측면에서의 성능을 비교한다. 제안한 알고리즘은 반경의 차이가 기준값보다 큰 심볼은 후보에서 제외하는 방법으로 단계마다 적응적으로 다른 K 를 사용하며, 기준값으로는 단계별 반경 차이들의 최대값과 평균값으로 적용한다. 제안한 복호화 알고리즘은 K 를 고정한 K -best 알고리즘에 비해 오차 전달 현상에 의한 비트 오류율 성능 저하를 줄이고 복잡도 면에서 좀 더 효율적인 성능을 보이며, 기존의 적응 K -best 알고리즘과 비교하면 비슷한 비트 오류율 성능을 보이면서 평균 복잡도를 줄일 수 있음을 모의실험으로 보인다.

Key Words : MIMO system, sphere decoding, K -best algorithm, adaptive algorithm, level radius

ABSTRACT

In this paper, we propose an adaptive K -best algorithm in which the number K of candidates is changed according to the differences of level radii. We also compare the bit error performance and complexity of the proposed algorithm with those of several conventional K -best algorithms, where the complexity is defined as the total number of candidates of which partial Euclidean distances have to be calculated. The proposed algorithm adaptively decides K at each level by eliminating the symbols, whose differences of radii are larger than a threshold, from the set of candidates, and the maximum or average value of differences can be adopted as the threshold. The proposed decoding algorithm shows the better bit error performance and the lower complexity than a conventional K -best decoding algorithm with a constant K , and also has a similar bit error performance and the lower complexity than other adaptive K -best algorithms.

I. 서 론

최근 고품질 및 고속 데이터 전송이 요구됨에 따라 무선을 이용한 다양한 통신 방식들과 서비스들이 제안되고 있으며 이러한 요구와 성장에 발맞추어

MIMO (multiple-input multiple-output) 기술에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다^[1-3]. MIMO 기술은 송수신단에 여러 개의 안테나를 적용하여 주파수 효율을 높일 수 있는 기법으로, 최근 개발되고 있는 통신 시스템들 가운데 대부분이 초고속 통신을 위해 MIMO

* 본 연구는 2010년 가톨릭대학교 교비연구비의 지원으로 이루어졌음.

* 가톨릭대학교 정보통신전자공학부 통신신호처리 연구실 (srspark@catholic.ac.kr)

논문번호 : KICS2009-11-581, 접수일자 : 2009년 11월 19일, 최종논문접수일자 : 2010년 6월 21일

기술을 표준에 포함시키고 있다^[4]. MIMO 기술을 이용하여 전송된 신호는 SISO (single-input single-output) 방식에 의해 전송된 신호와 달리 독립적인 폐이딩을 겪은 서로 다른 송신 안테나의 정보 신호가 중첩된 신호로 수신된다. 따라서 MIMO 방식에 의해 수신된 신호는 SISO 방식의 수신기를 그대로 적용할 경우 중첩된 송신 신호를 분리하여 검출하기가 어렵다. 이러한 이유로 중첩된 신호를 분리하여 검출하는 MIMO 시스템을 위한 수신기가 필요하다. 다수의 정보 신호를 검출하는 방법에는 ZF (zero-forcing) 기법이나 MMSE (minimum mean square error) 기법과 같은 선형 수신 기법, 순차적 간섭 제거를 기반으로 한 V-BLAST (vertical-bell laboratories layered space time) 기법, 전체 심볼을 탐색함으로써 최적의 성능을 제공하는 ML (maximum likelihood) 기법 등이 있다^[5].

ZF와 MMSE 기법은 선형 필터를 사용하여 낮은 복잡도를 제공하지만 ML 기법에 비해 큰 성능 저하를 보이고, 또한 복호화 순서 정렬과 순차적 간섭 신호 제거 기술을 기반으로 한 V-BLAST 기법의 경우 선형 필터를 이용한 기법들보다 성능은 좋지만 여전히 ML 기법에 비해 성능 저하가 나타나게 된다. 이러한 기법들에 비해 ML 기법은 우수한 비트 오류율 성능을 보이지만, 전송 가능한 모든 경우의 심볼 벡터에 대해 탐색하기 때문에 복잡도가 매우 높아서 실제 구현에 어려움이 있다. 이러한 이유로 ML 기법에 비해 복잡도를 현저히 줄이면서 ML 기법에 가까운 성능을 나타내는 공 복호화 (sphere decoding) 기법이 제안되었다^[6]. 공 복호화 기법은 잡음과 채널 상태를 고려하여 설정된 반경 내에 존재하는 심볼 벡터 집합에 대해서만 유클리드 거리 계산을 수행하기 때문에 복잡도는 많이 감소하지만, 최대 복잡도가 잡음과 채널 상태에 따라 크게 변하여 실제 구현하는 데에는 여전히 어려움이 따른다. 이에 각 탐색 단계에서 K 개의 최적 심볼 후보 집합만을 남김으로써 고정된 최대 연산량을 가지는 K -best 알고리즘이 제안되었다^[7]. 최대 복잡도를 예측하기 어려운 공 복호화 기법에 비하여 K -best 알고리즘은 ML 기법에 비해 복잡도가 낮으면서 최대 복잡도가 고정되어 있는 장점을 갖는다. 따라서 실제 구현에 가장 적합한 알고리즘이라고 할 수 있다. 그러나 K -best 알고리즘은 큰 K 를 적용할 경우 여전히 높은 복잡도를 가지게 되며, 복잡도를 낮추기 위해 작은 K 를 적용할 경우 이전 단계에서의 오차 전달에 의한 성능 저하라는 단점을 갖는다.

이 논문에서는 실시간 구현에 적합하도록 작은 K 를 적용하여 나타나는 성능 저하와 큰 K 를 적용하여

나타나는 높은 복잡도를 해결하기 위해, 각 단계별 반경들의 차이값을 이용하여 K 를 적응적으로 변화시키는 기법을 제안한다. 이 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 디중 송수신 안테나 시스템 모델과 ZF를 사용한 K -best 알고리즘에 대해 살펴보고, 3장과 4장에서는 제안한 적응 K -best 알고리즘을 소개한다. 5장에서는 모의 실험을 통해 제안한 알고리즘과 기존 알고리즘의 비트 오류율 성능과 복잡도를 비교하며, 마지막으로 6장에서는 이 논문의 결론을 맺는다.

II. MIMO 시스템과 K -best 알고리즘

이 장에서는 제안하는 복호화 알고리즘이 적용될 MIMO 시스템 모형과 기존의 복호화 알고리즘인 ZF를 사용한 K -best 알고리즘에 대해 살펴본다.

2.1 MIMO 시스템 모형

그림 1은 M_r 개의 송신 안테나와 M_t 개의 수신 안테나를 사용하는 MIMO 모형을 표현한 것이다. 이와 같은 MIMO 시스템에서 기저대역 (baseband) 복소 (complex) 수신 신호는 다음과 같이 표현할 수 있다.

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

여기서, $\mathbf{s} = [s_1, s_2, \dots, s_{M_t}]^T$ 는 송신 안테나에서 동시에 전송한 $M_t \times 1$ 복소 심볼 벡터이고, $\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_{M_r}]^T$ 는 수신 안테나로 동시에 수신된 $M_r \times 1$ 복소 심볼 벡터이며, $\mathbf{n} = [n_1, n_2, \dots, n_{M_r}]^T$ 은 평균이 0인 $M_r \times 1$ 독립 복소 정규 잡음 벡터이다. 또한, 채널 모델 \mathbf{H} 는 $M_r \times M_t$ 크기의 행렬로서 다음과 같이 표현된다.

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} h_{1,1} & h_{1,2} & \dots & h_{1,M_t} \\ h_{2,1} & h_{2,2} & \dots & h_{2,M_t} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_{M_r,1} & h_{M_r,2} & \dots & h_{M_r,M_t} \end{bmatrix} \quad (2)$$

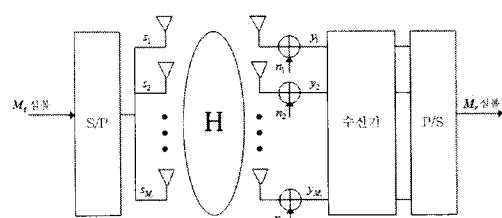


그림 1. MIMO 시스템 모형

여기서, $h_{i,j}$ 는 j 번째 송신 안테나에서 전송된 신호가 i 번째 수신 안테나로 수신될 때까지 겪은 폐이딩 채널의 성분으로서, 크기는 레일리 (Rayleigh) 분포이고 위상은 균일 (uniform) 분포인 확률 채널 모형이다. 수신기에서는 채널 추정을 통해 \mathbf{H} 를 알고 있다고 가정한다.

K -best 알고리즘에서는 실수 단위의 유클리드 거리 계산을 수행하기 위하여 다중 송수신 안테나 시스템에서의 복소 행렬식 (1)을 다음과 같이 실수 행렬식 $\tilde{\mathbf{y}} = \tilde{\mathbf{H}}\tilde{\mathbf{s}} + \tilde{\mathbf{n}}$ 로 전환하는 과정이 필요하다^[8,9].

$$\tilde{\mathbf{y}} = [Re\{\mathbf{y}^T\} Im\{\mathbf{y}^T\}]^T \quad (3)$$

$$\tilde{\mathbf{s}} = [Re\{\mathbf{s}^T\} Im\{\mathbf{s}^T\}]^T \quad (4)$$

$$\tilde{\mathbf{H}} = \begin{bmatrix} Re\{\mathbf{H}\} & -Im\{\mathbf{H}\} \\ Im\{\mathbf{H}\} & Re\{\mathbf{H}\} \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$\tilde{\mathbf{n}} = [Re\{\mathbf{n}^T\} Im\{\mathbf{n}^T\}]^T \quad (6)$$

여기서, $Re\{\mathbf{x}\}$ 와 $Im\{\mathbf{x}\}$ 는 각각 \mathbf{x} 의 실수부와 허수부를 뜻한다. 그리고 $\tilde{\mathbf{y}}$ 는 $2M_t \times 1$ 실수 수신 벡터, $\tilde{\mathbf{s}}$ 는 $2M_t \times 1$ 실수 송신 벡터, $\tilde{\mathbf{H}}$ 는 $2M_r \times 2M_t$ 크기의 실수 채널 행렬, $\tilde{\mathbf{n}}$ 은 $2M_r \times 1$ 실수 정규 잡음 벡터이다. 예를 들어 평균 심볼 에너지가 42인 64-QAM (quadrature amplitude modulation) 변조 기법을 사용한 경우, $\tilde{\mathbf{s}} \in \{-7, -5, -3, -1, 1, 3, 5, 7\}$ 를 만족한다.

복호화의 목적은 수신된 신호와 가장 가까운 심볼을 찾는 것으로 식 (7)과 같이 구할 수 있다.

$$\hat{\mathbf{s}} = \arg \min_{\tilde{\mathbf{s}} \in \Omega} \| \tilde{\mathbf{y}} - \tilde{\mathbf{H}}\tilde{\mathbf{s}} \|^2 \quad (7)$$

여기서, Ω 는 QAM 성상도에서 모든 가능한 실수 값이다. ZF를 적용한 K -best 알고리즘은 후보 심볼 집합을 줄이기 위해 유클리드 거리 계산이 수행되는 격자 구조의 범위를 수신 심볼 벡터를 중심으로 특정 반경 \sqrt{C} 를 갖는 구 내에 있는 격자들로 한정시키는 알고리즘이다. 따라서 구의 초기 반경 \sqrt{C} 를 결정하는 것이 우선적으로 필요하다. 그림 2에 ZF를 적용한 K -best 알고리즘의 격자 구조 모형을 보여주고 있다.

먼저, ZF 기법을 이용하여 $\mathbf{p} = \tilde{\mathbf{H}}^{-1}\tilde{\mathbf{y}}$ 를 구한다. \mathbf{p}

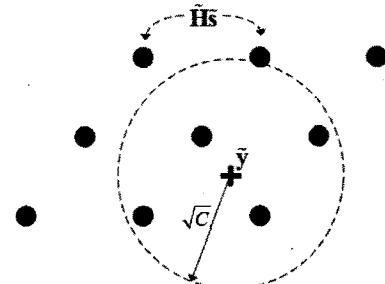


그림 2. ZF를 적용한 K -best 알고리즘의 격자 구조 모형

를 양자화하여 추정한 심볼 벡터를 $\hat{\mathbf{p}}$ 라 하면 구의 초기 반경 \sqrt{C} 는 다음과 같이 결정된다.

$$\sqrt{C} = \| \tilde{\mathbf{y}} - \tilde{\mathbf{H}}\hat{\mathbf{p}} \| \quad (8)$$

다음으로, $\tilde{\mathbf{H}}^T\tilde{\mathbf{H}}$ 를 콜레스키(Cholesky) 분해하여 얻은 상삼각 행렬 \mathbf{R} 의 성분인 r_{ij} 를 바탕으로, 원소가 q_{ij} 인 새로운 상삼각 행렬 \mathbf{Q} 를 다음 식을 이용하여 정의한다.

$$q_{ij} = \begin{cases} r_{ii}^2, & i = j, i \in \{1, \dots, L\} \\ r_{ij}/r_{ii}, & i \neq j, i, j \in \{1, \dots, L\} \end{cases} \quad (9)$$

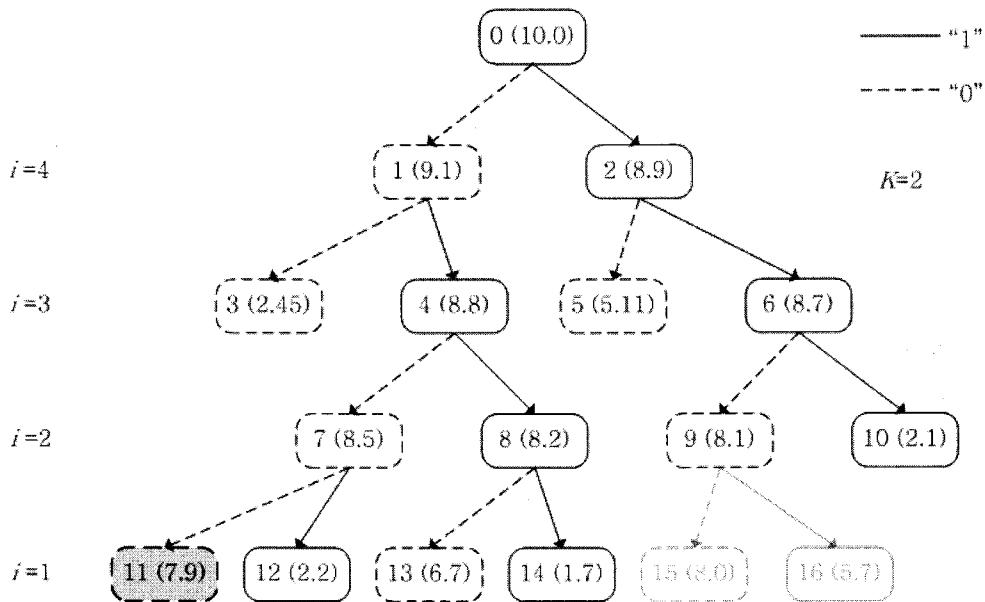
여기서, $L = 2M_t = 2M_r$ 이다.

이제, $\mathbf{e} = \mathbf{p} - \tilde{\mathbf{s}}$ 라고 하면 최소 유클리드 거리 계산을 통해 $\hat{\mathbf{s}}$ 를 결정하는 방법은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{s}} &= \arg \min_{\tilde{\mathbf{s}}} \| \tilde{\mathbf{H}}(\mathbf{p} - \tilde{\mathbf{s}}) \|^2 \\ &= \arg \min_{\tilde{\mathbf{s}}} \| \mathbf{Re} \|^2 \\ &= \arg \min_{\tilde{\mathbf{s}}} \sum_{i=1}^L q_{ii} \left(e_i + \sum_{j=i+1}^L q_{ij} e_j \right)^2 \end{aligned} \quad (10)$$

송신 심볼 벡터를 추정하기 위한 텁색은 최상위 단계에 있는 심볼 집합에서부터 시작하고, 각 단계에서 부분 유클리드 거리를 계산하여 그 값이 가장 작은 것부터 K 개의 후보 심볼 집합을 취한 후 다음 단계로 이동한다. 이 때, i 번째 단계의 부분 유클리드 거리 S_i 와 $(i-1)$ 번째 반경 T_{i-1} 은 다음과 같이 계산한다.

$$S_i = p_i + \sum_{j=i+1}^L q_{ij} e_j \quad (11)$$

그림 3. BPSK 변조 기법을 이용하고 $K=2$ 일 경우, 기존 K -best 알고리즘의 탐색 구조

$$T_{i-1} = T_i - q_{ii} (S_i - \tilde{s}_i)^2 \quad (12)$$

식 (11)에서 S_i 는 ZF 기법을 통해 구한 \mathbf{p} 의 i 번째 성분 p_i 가 단계를 거듭하면서 보정된 값을 나타내며, 식 (12)에서 초기 제곱 반경을 $T_L = C$ 로 설정하고, 다음 단계로 탐색이 진행되는 동안 부분 유클리드 거리를 T_L 에서 빼준다. T_{i-1} 은 i 번째 단계의 유클리드 거리를 T_i 에서 뺀 값이다. 만일 T_{i-1} 이 음이면 이에 해당하는 심볼은 후보에서 제외되며 다음 단계로의 가지 확장을 멈추게 된다. 그리고 T_{i-1} 중에서 양의 값을 갖는 것 중 큰 것부터 K 개를 택하여 이에 대응되는 부분 심볼 벡터를 저장한다. 이와 같은 과정을 $i=1$ 이 될 때까지 반복하며 마지막 단계에서 이전 단계의 K 개의 후보 심볼 벡터 집합의 각각에 대해 T_0 를 구한 후, T_0 중 가장 큰 값에 해당하는 전체 심볼 벡터가 최종적으로 검출된다.

위에서 살펴본 바와 같이 K -best 알고리즘은 너비 우선 탐색 방식이기 때문에 최대 복잡도가 일정하여 실시간 구현에 더 적합한 기법이라 할 수 있다. 그러나 K -best 알고리즘은 이전 탐색 단계에서 선택된 후보 벡터 집합들이 현 탐색 단계에서 후보가 되는 부분 심볼 벡터 집합을 결정하는데 영향을 미치는 순차적인 검출 방식을 갖는다. 따라서 이전 단계에서 잘못된 후보들을 선택하게 되면 다음 단계에 영향을 미치기 때문에 최종 단계까지 후보 벡터 집합들을 결정하는

데 있어서 지속적인 오차 전달을 일으키게 된다. 이와 같은 오차 전달 현상은 비트 오류율 측면에서 성능 저하를 불러일으킨다.

그림 3은 BPSK (binary phase shift keying) 변조 기법을 사용한 경우 $K=2$ 일 때, K -best 알고리즘의 탐색 과정이다. 상위 단계부터 가능한 후보 심볼인 1과 0을 적용시켜 T_{i-1} 가 큰 2개의 가지로만 다음 단계로 탐색을 이어가고 있다. $i=2$ 인 경우 9번 심볼이 8번 심볼에 비해 T_{i-1} 가 조금 작기 때문에 탐색과정 중 제외되어, 최종적으로 $i=1$ 에서 11번 심볼이 복호 심볼로 선택된다. 전체 유클리드 거리를 계산한 결과에 따르면 15번이 11번보다 더 적합하다는 것을 알 수 있으나, 이전 단계에서 이미 제외되었기 때문에 11번이 선택되어 결국 오류가 발생하게 된다. 다음 장에서 설명할 제안한 알고리즘은 이와 같이 반경의 차이가 근소할 경우 후보 심볼로 남겨 둠으로써 오류 발생이 줄어들도록 하는 방법이다.

III. 제안하는 복호화 기법

제안하는 알고리즘은 후보 심볼들의 반경을 큰 순서대로 재배열한 후 인접한 반경간의 차이값을 구하고, 그 차이값들을 기준값과 비교하여 일정 크기 이하의 차이를 갖는 후보 심볼만을 남겨 다음 단계로 가져가는 방식이다. M 진 신호 방식에서 $M_t = M_r$ 일 때, 제안하는 적응 복호화 알고리즘은 다음과 같다.

① 초기조건

$$T_{L,[1]}^+ = \|\tilde{\mathbf{y}} - \tilde{\mathbf{H}}\hat{\mathbf{p}}\|^2, K_L = 1, S_L = p_L \text{로 둔다.}$$

여기서, $L = 2M_t = 2M_r$, $T_{i,[j]}^+$ 는 i 번째 단계에서 남긴 j 번째 후보 심볼의 반경이고, $\hat{\mathbf{p}}$ 은 \mathbf{p} 를 양자화하여 추정한 심볼 벡터이며, K_i 는 i 번째 단계의 후보 심볼 개수이다.

② i 번째 과정

- i) 모든 가능한 심볼 $\tilde{s}_{i,m}$ 에 대하여 다음 계산을 수행한다.

$$T_{i-1,m_j} = T_{i,[j]}^+ - q_{ii}(S_i - \tilde{s}_{i,m})^2 \quad (13)$$

$$T_{i-1,k}^+ = \begin{cases} T_{i-1,m_j}, & T_{i-1,m_j} > 0 \\ 0, & T_{i-1,m_j} \leq 0 \end{cases} \quad (14)$$

여기서, 각 인덱스는 $i = 1, \dots, L$, $j = 1, \dots, K_i$, $m = 1, \dots, \sqrt{M}$, $m_j = (j-1)\sqrt{M} + m$, $k = 1, \dots, N_{i-1}$ 이고, N_{i-1} 은 $T_{i-1,j}$ 중에서 양의 값들의 개수이다.

- ii) $T_{i-1,k}^+$ 를 큰 순서대로 재배열하여 $T_{i-1,[k]}^+$ 를 만들고, 인접한 값들 간의 차이값인 $D_{i-1,k} = T_{i-1,[k]}^+ - T_{i-1,[k+1]}^+$ 를 구한다.
- iii) $D_{i-1,k}$ 를 $k=1$ 부터 $N_{i-1}-1$ 까지 순차적으로 기준값 λ_{i-1} 와 비교하여 $D_{i-1,k} > \lambda_{i-1}$ 이면, $K_{i-1} = k$ 로 저장한 후, $\{T_{i-1,[1]}^+, \dots, T_{i-1,[K_{i-1}]}^+\}$ 에 해당하는 심볼들을 후보 심볼 집합으로 구한다. (기준값의 설정은 다음 장에서 자세히 기술한다.)
- iv) 선택된 각 심볼에 대해 다음 계산을 수행한다.

$$e_i = p_i - \tilde{s}_i \quad (15)$$

$$S_{i-1} = p_{i-1} + \sum_{j=i}^L q_{i-1,j} e_j \quad (16)$$

③ 심볼 집합 결정

$i=1$ 일 때까지 ②를 반복적으로 수행한 후, $\{T_{0,[1]}^+, \dots, T_{0,[K_0]}^+\}$ 중 최대값을 선택하고 이에 대응하는 전체 심볼 집합을 검출한다.

IV. 기준값 설정

Ⅲ장의 제안한 알고리즘 ②-(iii)에서 언급한 대로, 제안한 복호화 알고리즘을 적용하기 위해서는 기준값을 설정해야 한다. 기준값을 정하는 방법에는 여러 가지가 있을 수 있는데 이 논문에서는 크게 세 가지로 정의하였다. 반경 차이들의 최대값이나 평균값을 기준값으로 사용하는 방법과 단계별 가중치를 주는 방법이다.

4.1 최대값

기준값 λ_{i-1} 를 다음과 같이 반경 차이들 중 최대값으로 설정한다.

$$\lambda_{i-1} = \max_k(D_{i-1,k}) \quad (17)$$

그림 4는 그림 3과 같은 환경에서 기준값을 반경 차이의 최대값으로 정했을 때의 검출 과정을 나타낸다. 그림에서 각 노드는 후보 심볼을 의미하고, 노드 내부의 숫자는 심볼에 번호를 매긴 것이며, 팔호안의 숫자는 해당 심볼의 $T_{i-1,k}^+$ 를 나타낸다. 표 1에서 보이는 $i=2$ 인 경우를 살펴보면, $T_{1,k}^+$ 를 재배열하여 $T_{1,[k]}^+$ 를 만들고, 인접한 값들끼리의 차이 $D_{1,k}$ 를 구하여 그 중 최대값 $D_{1,3}$ 를 기준값 λ_1 로 정한다. 그리고 λ_1 를 차이값 $D_{1,k}$ 와 비교한 후 $K_2 = 3$ 으로 결정하고 $T_{1,[k]}^+$, $k = 1, 2, 3$ 을 남긴다.

표 1. 기준값을 반경 차이의 최대값으로 정했을 때, K_2 를 결정하는 과정

k	1	2	3	4	5	6
재배열 $T_{1,[k]}^+$	8.5	8.2	8.1	4.1	2.1	1.2
반경차이 $D_{1,k}$	0.3	0.1	4.0	2.0	0.9	-

4.2 평균값

기준값 λ_{i-1} 를 다음과 같이 반경 차이들의 평균으로 설정한다.

$$\lambda_{i-1} = \frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^{N-1} D_{i-1,k} \quad (18)$$

그림 5는 기준값을 반경 차이의 평균으로 정했을 때, 검출 과정을 나타낸다. 표 2에서 보이는 $i=2$ 인

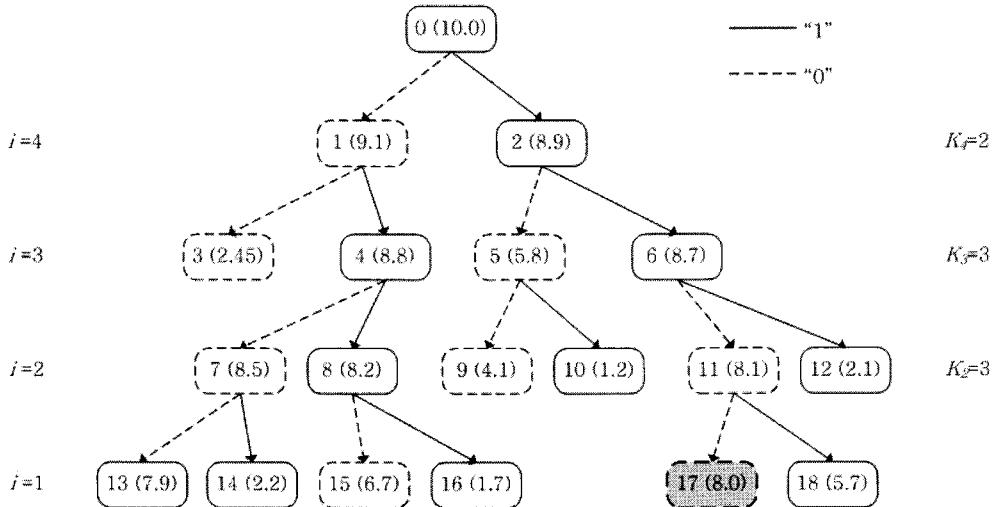


그림 4. 기준값을 반경 차이의 최대값으로 정했을 때, 제안한 복호화 기법의 검출과정

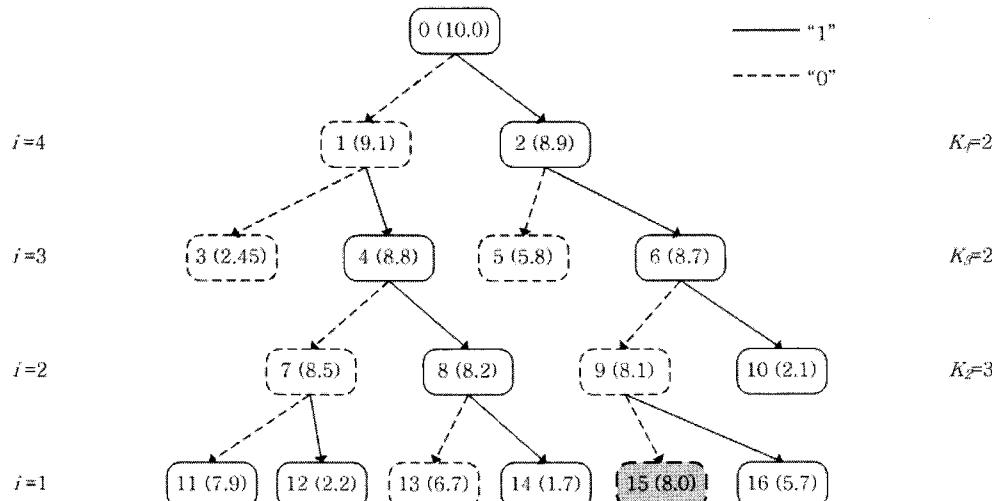


그림 5. 기준값을 반경 차이의 평균값으로 정했을 때, 제안한 복호화 기법의 검출과정

경우를 살펴보면, $T_{1,k}^+$ 를 재배열하여 $T_{1,[k]}^+$ 를 만들고 인접한 값들끼리의 차이 $D_{1,k}$ 를 구하여 평균을 기준 값 λ_1 로 정한다. 그리고 기준값을 차이값 $D_{1,k}$ 와 비교한 후 그림과 같이 $K_2 = 3$ 으로 결정한다.

표 2. 기준값을 반경 차이의 평균값으로 정했을 때, K_2 를 결정하는 과정

k	1	2	3	4	평균
재배열 $T_{1,[k]}^+$	8.5	8.2	8.1	2.1	-
반경차이 $D_{1,k}$	0.3	0.1	6.0	-	2.6

4.3 단계별 가중치

K -best 알고리즘은 첫 번째 단계인 L 번째 탐색 단계에서 취한 최적의 K 개 후보 심볼 집합들이 다음 단계인 $L-1$ 번째 탐색 단계에서 K 개 후보 심볼 집합을 결정하는데 영향을 미치게 된다. 마찬가지로, 제안한 방식에서도 i 번째 탐색 단계에서의 K_i 개 후보 심볼 집합이 다음 단계인 $i-1$ 번째 탐색 단계에서의 K_{i-1} 개 후보 심볼 집합을 결정하는데 계속적으로 영향을 미치게 된다. 따라서 초기에 검출된 부분 유클리드 거리의 오차가 발생할 경우, 다음 단계에서의 검출 과정을 수행하는데 있어서 지속적인 오차 전달을 유발하므로 앞서 검출되는 탐색 단계일수록 더 큰 후보

수를 할당하는 것이 효과적이라 할 수 있다.

이 논문에서는 IV-1절이나 IV-2절에서 제안한 기준값으로 후보 수를 결정한 다음, 오차 전달을 고려하여 탐색 단계가 $i = L$ 에 가까운 초기 탐색 단계에서는 더 많은 수의 후보를 남겨서 비트 오류율 성능을 높이고, $i = 1$ 에 가까운 단계에서는 더 적은 수의 후보를 남겨 최대 복잡도를 낮추는 방법을 추가로 적용하였다.

V. 모의실험

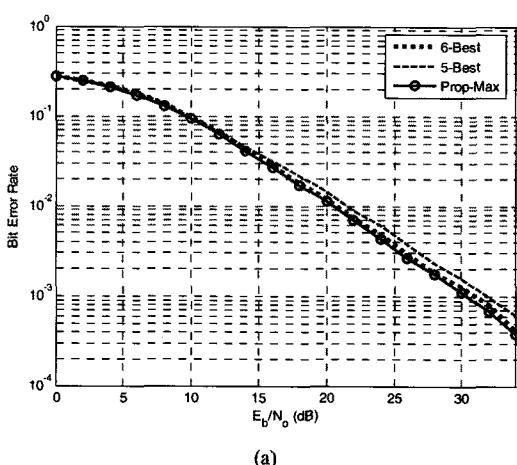
이번 장에서는 제안한 알고리즘을 비트오류율 성능과 평균 복잡도 측면에서 평가한다. 모의실험 환경은 4개의 송신 안테나와 4개의 수신 안테나를 사용하는 MIMO 시스템 환경이며 기존의 ZF를 적용한 K -best 알고리즘과 비교하여 더 나은 성능을 보임을 모의실험을 통해 확인한다. 레일리 페이딩 채널과 64-QAM 변조를 사용하였으며, 수신측에서는 채널의 상태를 완벽히 알고 있다고 가정한다.

모의실험에서 복호화 알고리즘의 성능은 E_b/N_0 에 따른 평균 비트오류율로 (bit error rate) 보였고, 평균 복잡도는 전체 알고리즘 수행 시 부분 유클리드 거리 계산을 하는 총 후보 심볼 개수의 평균으로 나타내었다. K -best 알고리즘의 주요 연산은 부분 유클리드 거리 계산에 소요되는 곱하기이며, 이 곱하기 연산은 후보 심볼 하나마다 동일한 개수가 필요하므로, 부분 유클리드 거리 계산을 하는 총 후보 심볼의 개수가 적을 수록 복호화 알고리즘의 속도가 빠르며 복잡도가 낮다고 할 수 있다. 단계별로 부분 유클리드 거리를 계

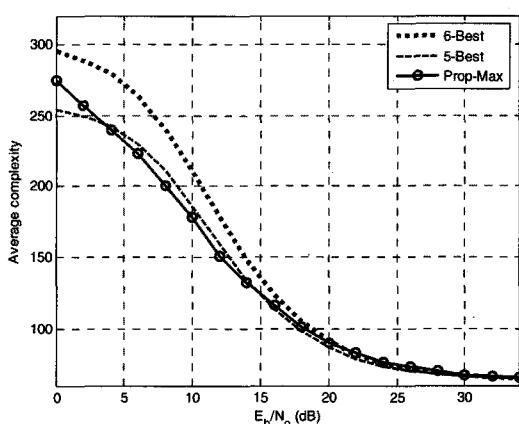
산하는 후보 심볼 개수는 III장의 ②에서 정의한 K_i 에 의해 정해지므로, 한 번의 모의실험에서 얻을 수 있는 복잡도를 수식으로 표현하면 $\sum_{i=1}^L \sqrt{M} K_i$ 이다.

그림 6의 (a)와 (b)는 각각 기준값을 차이의 최대값으로 둔 제안한 복호화 알고리즘의 (Prop-Max) 비트오류율 성능과 평균 복잡도를 기존의 5-best 및 6-best와 비교한 것이다. 5-best와 비교하면, 비트오류율이 10^{-3} 일 때 약 0.5dB의 성능 개선이 있음을 알 수 있다. 6-best와 비교하면, 비트오류율 성능은 거의 같은 반면에 평균 복잡도 측면에서 약간의 이득이 있음을 볼 수 있다. 그러나 차이값 중 높은 값들은 전체적으로 분포량이 적기 때문에 기준값을 차이들의 최대값으로 정했을 경우 평균 연산량이 크게 줄어들지 않음을 알 수 있었다. 따라서 비트오류율 성능을 유지한 채 평균 연산량을 줄이기 위하여 기준값을 차이의 평균으로 적용해보았다.

그림 7의 (a)와 (b)는 각각 기준값을 차이의 평균값으로 둔 제안한 복호화 알고리즘의 (Prop-Ave) 비트오류율 성능과 평균 복잡도를 기존의 5-best 및 6-best와 비교한 것이다. 제안한 알고리즘을 5-best와 비교하면, 비트오류율이 10^{-3} 일 때 약 1.1dB의 성능 개선이 있고, 평균 복잡도 측면에서 15% 정도의 이득을 보인다. 6-best와 비교하면, 비트오류율 성능은 거의 같은 반면에 평균 복잡도 측면에서 25% 정도 이득이 발생함을 볼 수 있다. 기존의 K -best 복호화 알고리즘은 K_i 가 i 에 따라 바뀌지 않고 고정되어 있으나 제안하는 적응 K -best 복호화 알고리즘은 단계별 반경 차이에 따라 K_i 가 적응적으로 바뀌고, 기준을 반경 차이의 평균으로 둔 제안한 알고리즘에서 K_i 의 총합이 기



(a)



(b)

그림 6. 기준값을 반경 차이의 최대값으로 적용했을 때의 성능 비교; (a) 비트오류율 성능; (b) 평균 복잡도

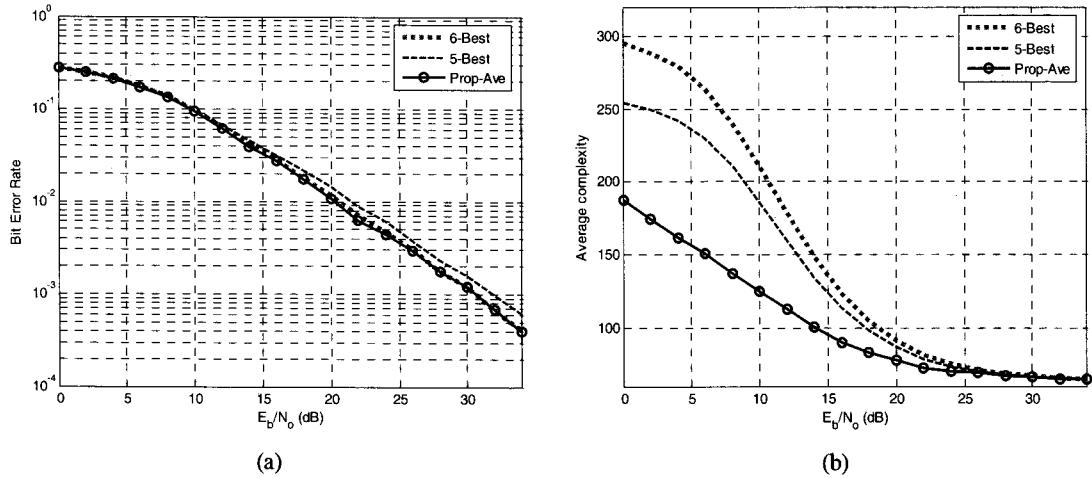


그림 7. 기준값을 반경 차이의 평균값으로 적용했을 때의 성능 비교; (a) 비트오류율 성능, (b) 평균 복잡도

존의 K -best 알고리즘에서 K_i 의 총합보다 줄어들기 때문이다.

다음으로 평균값을 기준값으로 정하고 여기에 추가로 단계별 가중치를 주는 경우를 모의실험하였다. 그림 8은 $i = 7, 8$ 일 경우에 K_i 에 부가되는 가중치를 α , $i = 1, 2, 3$ 일 경우에 K_i 에 부가되는 가중치를 β 라고 할 때, (α, β) 가 각각 $(0, -2)$, $(2, -1)$, $(1, -1)$ 인 경우를 모의실험한 결과이다. 가중치를 $(2, -1)$, $(1, -1)$ 로 준 경우는 가중치가 없는 경우와 비교하여 거의 같은 비트오류율 성능을 보이며, 평균 복잡도면에서 이득이 있음을 보인다. 이것은 높은 탐색 단계에서는 더 많은 후보 수를 두어 오차 전달에 의한 오류 발생을 막고 낮은 단계에서는 더 적은 후보 수를 두어 평균 복잡도를 낮추었기 때문이라고 할 수 있다. 또한,

$(0, -2)$ 인 경우에 비트오류율 성능은 가장 좋지 않은 반면, 평균 복잡도 면에서는 가장 이득이 큰 것을 볼 수 있다. 이런 결과를 통해 가중치에 따라 트레이드오프가 (trade-off) 발생함을 알 수 있다.

마지막으로 기존의 적응 K -best 알고리즘과 제안한 알고리즘을 비교하였다^[10,11]. [10]의 알고리즘은 초기단계에 $K = 8$, 각 단계별 K 의 감소율은 -1인 방법이고, [11]의 알고리즘은 각 단계별로 $q_{ii}/a < 0.2$ 이면 $K_i = 8$, $0.2 \leq q_{ii}/a < 2.0$ 이면 $K_i = 3$, $2.0 \leq q_{ii}/a$ 이면 $K_i = 1$ 을 적용하는 방법이다. 그림 9를 살펴보면, 제안한 알고리즘은 기존의 적응 K -best 알고리즘과 거의 동일한 비트오류율 성능을 보이면서 평균 복잡도가 줄어드는 것을 확인할 수 있다.

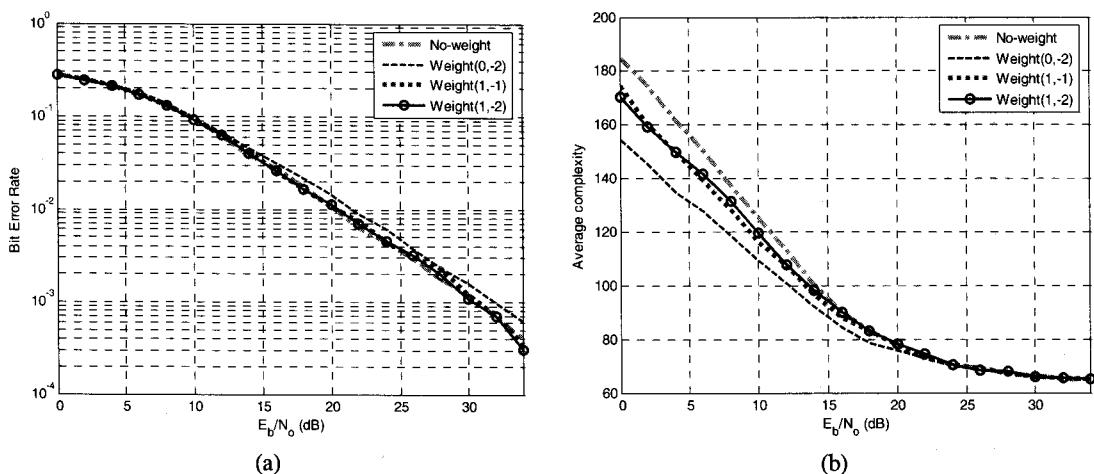


그림 8. 기준값에 단계별 가중치를 주었을 때의 성능 비교; (a) 비트오류율 성능, (b) 평균 복잡도

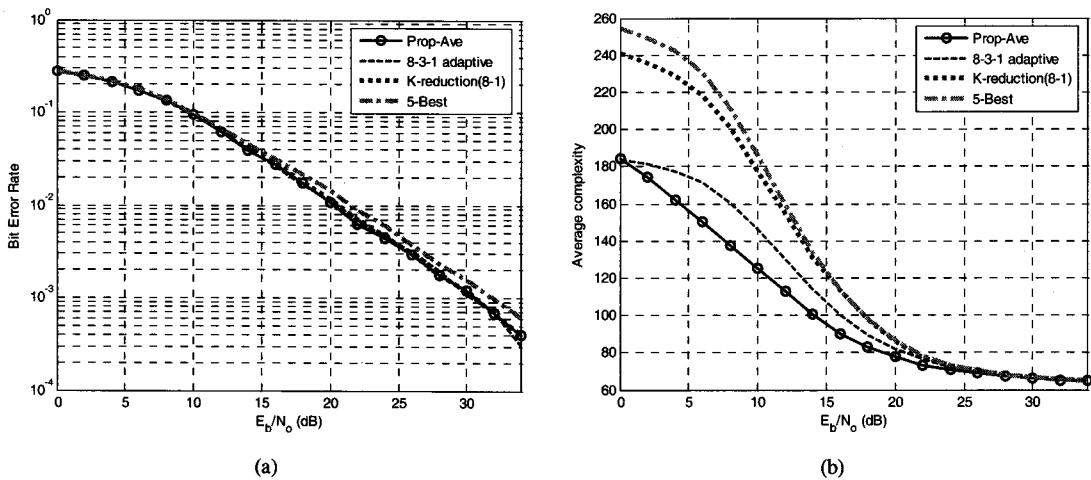


그림 9. 기준의 적응 K-best 알고리즘과의 성능 비교; (a) 비트오류율 성능, (b) 평균 복잡도

VI. 결 론

이 논문에서는 단계별로 반경들의 차이값을 이용하여 적응적으로 후보 심볼 수 K 를 변화시키는 알고리즘을 제안하였다.

K 를 결정하는 기준값으로는 반경 차이의 최대값과 평균값을 적용하였으며, 기준의 고정된 K 를 사용하는 K -best 기법과 비교하여 비트오류율과 평균 복잡도 측면에서 이득이 있음을 모의실험으로 확인하였다. 또한, 오차 전달을 고려하여 탐색 단계가 $i = L$ 에 가까운 초기 탐색 단계에서는 더 많은 수의 후보를 남겨서 비트오류율 성능을 높이고, $i = 1$ 에 가까운 단계에서는 더 적은 수의 후보를 남겨 최대 복잡도를 낮추는 방법을 추가로 적용할 수 있다. 이런 경우, 단계별 가중치를 어떻게 적용하느냐에 따라 트레이드오프가 발생하며, 가중치가 (2, -2), (1, -2)인 경우에 가중치를 주지 않았을 경우와 비교하여 비슷한 비트 오류율을 가지는 반면, 평균 복잡도 측면에서는 이득이 있었다.

마지막으로, 제안한 알고리즘을 기존의 두 가지 적응 K -best 알고리즘과 비교하였고, 비슷한 비트오류율 성능을 가지면서도 제안한 알고리즘이 평균 복잡도가 더 낮음을 보였다.

참 고 문 헌

- [1] M. Jankiraman, *Space-Time codes and MIMO systems*, Artech House, 2004.
- [2] A. Goldsmith, S. A. Jafar, N. Jindal, and S. Vishwanath, "Capacity limits of MIMO channels," *IEEE J. Sel. Ar. Comm.*, Vol.21, pp.684-702, June 2003.
- [3] R. Verma, S. Mahajan, and V. Rohila, "Classification of MIMO channel models," *Proc. IEEE Int. Conf. Networks (ICON)*, pp.1-4, Dec. 2008.
- [4] W. Fan, A. Ghosh, C. Sankaran, P. Fleming, F. Hsieh, and S. Benes, "Mobile WIMAX systems: performance and evolution," *IEEE J. Comm. Mag.*, Vol.46, pp.41-49, Oct. 2008.
- [5] A. Paulraj, R. Nabar, and D. Gore, *Introduction to Space-Time Wireless Communications*, 1st Ed., Cambridge Univ. Press, 2003.
- [6] J. Jalden, B. Ottersten, G. D. Golden, and R. A. Valenzuela, "An exponential lower bound on the expected complexity of sphere decoding," *Proc. IEEE Int. Conf. Acoust. Sp. Sig. Process. (ICASSP)*, pp.393-396, May 2004.
- [7] K. W. Wong, "Reduced-complexity architectures of symbol detection algorithms in MIMO channel," *Master Thesis*, The Hong Kong University of Science and Technology, Aug. 2001.
- [8] K. W. Wong, C. Y. Tsui, R. S. Kwai Cheng, and W. H. Mow, "A VLSI architecture of a K -best lattice decoding algori-

- thm for MIMO channels,” *Proc. Pers. Indoor and Mobile Radio Comm. (PIMRC)*, Feb. 2002.
- [9] A. M. Chan and I. Lee, “A new reduced-complexity sphere decoder for multiple antenna systems,” *Proc. IEEE Int. Conf. Comm. (ICC)*, pp.460-464, Apr. 2002.
- [10] 이성호, 신명철, 서정태, 이충용, “다중 송수신 안테나 시스템 기반에서 오차 전달을 고려한 효율적인 K -best 복호화 알고리듬,” 전자공학회논문지 (TC), 42권 7호, pp.71-78, 2005년 7월.
- [11] 김종욱, 강지원, 이충용, “다중 송수신 안테나 시스템에서 적응 K -best 검출 알고리즘,” 전자공학회논문지 (TC), 43권 10호, pp.1-7, 2006년 10월.

박 소령 (So Ryoung Park)



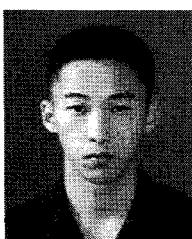
종신회원

1997년 2월 연세대학교 전자
공학과 공학사
1999년 2월 한국과학기술원 전
기 및 전자공학과 공학석사
2002년 2월 한국과학기술원 전
자전산학과 공학박사
2003년 3월~현재 가톨릭대학

교 정보통신전자공학부 부교수

<관심분야> 통계학적 신호처리, 무선통신, 다중접속

김 상 현 (Sanghyun Kim)



학생회원

2008년 2월 가톨릭대학교 컴퓨
터전자공학부 정보통신공학
전공 공학사
2010년 2월 가톨릭대학교 정보
통신전자공학과 공학석사
2010년 3월~현재 삼성전자 연
구원

<관심분야> 신호처리, 무선통신, 다중접속