

논문 2006-43TC-3-12

다중 송수신 안테나 시스템 기반에서 복잡도를 감소시킨 K-BEST 복호화 알고리즘

(Reduced Complexity K-BEST Lattice Decoding Algorithm for MIMO Systems)

이 성 호*, 신 명 철**, 정 성 현*, 서 정 태***, 이 충 용**

(Sungho Lee, Myeongcheol Shin, Sunghun Jung, Jeongtae Seo, and Chungyong Lee)

요 약

본 논문에서는 K-best 기법에서 심볼 검출 시 소요되는 불필요한 연산을 줄이고자 부분 유클리디언 거리(partial Euclidean distance)의 통계적 값으로서 수정된 Fano-like metric 바이어스를 할당하여 기존의 K-best 기법에 적용함으로써 평균 연산량을 감소시킨 KB-Fano 기법을 제안하였다. 또한 KB-Fano 기법에 K-reduction 기법을 연동한 KR-Fano 기법을 제안하여 모의 실험을 통해 K-reduction의 효과로 인한 비트 오차 확률 측면에서 높은 SNR 영역에서의 성능 개선과 함께 추가적인 평균 연산량 감소가 나타나는 것을 확인하였다.

Abstract

This paper proposes the KB-Fano algorithm which has lower decoding complexity by applying modified Fano-like metric bias to the conventional K-best algorithm. Additionally, an efficient K-best decoding algorithm, named the KR-Fano scheme, is proposed by jointly combining the K-reduction and the KB-Fano schemes. Simulations show that the proposed algorithm provides the remarkable improvement from the viewpoints of the BER performance and the decoding complexity as compared to the conventional K-best scheme.

Keywords : MIMO, maximum-likelihood, K-Best, partial Euclidean distance, Fano-like metric

I. 서 론

다중 송수신 안테나(Multiple Input Multiple Output; MIMO) 시스템은 대역폭이 한정된 상황에서 높은 데이터 전송률을 제공하고 전송품질을 향상시킬 수 있기 때문에 이에 대한 연구가 활발하게 진행되고 있다. 특히 각 안테나 별로 독립적인 심볼을 전송하는 공간 다중화 기법(spatial multiplexing technique)을 적용할 경우 수신단에서 사용되는 기법으로는 선형 기법인 ZF, MMSE

기법과 비선형 기법인 V-BLAST 기법, 최적의 수신 기법이라 할 수 있는 ML 기법과 sphere decoding 기법이 있다^[1]. 또한 sphere decoding 기법의 변형 알고리즘으로 ML 방식을 기반으로 한 K-best 기법이 있다.

선형 기법의 경우 복잡도는 앞서 언급한 수신 기법들 중 가장 낮지만 채널 역변환 시 잡음 증폭에 의해 심각한 성능 저하를 보여 수신단에서 정확한 심볼 검출을 어렵게 한다. V-BLAST 기법은 순차적 간섭 신호 제거 기술에 기반한 기법으로 선형 기법에 비해 높은 신뢰도를 제공하지만 여전히 ML 기법에 비해서는 낮은 성능을 보인다^[2]. 이에 비해 ML 기법은 최적의 수신 기법이라 할 수 있는 반면, 심볼 검출에 필요한 유클리디언 거리(Euclidean distance) 계산 횟수가 송신 안테나의 수 M_t 에 대해 기하급수적으로 증가하여 복잡도가

* 학생회원, ** 정회원, 연세대학교 전기전자공학과
(Dept. of EE eng., Yonsei Univ.)

*** 정회원, 충주대학교 정보 제어공학과
(Dept. of IC eng., Chungju Univ.)

※ 본 논문은 삼성 탈레스의 지원으로 수행되었습니다
접수일자: 2005년12월6일, 수정완료일: 2006년2월23일

매우 큰 문제점이 있다. 따라서 이를 개선하고자 ML 기법에 가까운 성능을 제공하면서 복잡도를 낮춘 sphere decoding 기법이 제안되었다^[3]. Sphere decoding 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.

이러한 단점을 극복하기 위한 방안으로서 최근 최대 복잡도가 고정되어 있는 너비 우선 탐색(breadth-first search) 방식의 K-best 기법이 제안되었다^[4]. 이 수신 기법은 각 탐색 레벨 별로 부분 유클리디언 거리(partial Euclidean distance)가 작은 것부터 K개의 부분 심볼 벡터셋을 취함으로써 최종 심볼을 검출해 내는 방식이다.

본 논문에서는 최대 복잡도가 고정되어 있어 실제 구현에 좀 더 적합하다고 할 수 있는 K-best 알고리즘에 수정된 Fano-like metric을 적용함으로써 성능의 저하 없이 심볼 검출에 요구되는 평균 연산량을 감소시킨 KB-Fano 알고리즘을 제안하였다. 또한 기존의 K-best 기법에서 K가 작은 값을 가질 경우 오차 전달(error propagation)에 의해서 높은 SNR에서 에러 플로링(error flooring)이 발생하는 문제를 해결한 K-reduction 기법^[5]과 제안한 KB-Fano 기법을 연동함으로써 모의 실험을 통해 비트 오차 확률 측면에서 높은 SNR 영역에서의 성능 개선이 있으면서 평균 연산량 측면에서도 추가적인 감소가 있음을 확인하였다.

본 논문은 II장에서 제안한 알고리즘의 성능 평가를 위해 가정한 시스템 모델에 대해 설명하고 III, IV장에서 각각 기존의 K-best 알고리즘과 제안한 K-best 알고리즘에 대해 살펴본다. 마지막으로 V장에서 모의 실험을 통해 성능 평가를 하고 VI장에서 결론을 맺는다.

II. 시스템 모델

송신 안테나의 수가 M_t , 수신 안테나의 수가 M_r 인 MIMO 시스템에서 각 안테나 별로 M_t 개의 독립적인 심볼이 매 심볼 주기마다 전송된다고 할 때, 송신 심볼 벡터는 $\mathbf{s} = [s_1, s_2, \dots, s_{M_t}]^T$ 와 같이 표현된다. 이러한 심볼 벡터가 매 심볼 주기마다 변하는 zero-mean i.i.d(independent identically distributed) 복소 가우시안 성분을 갖는 $M_r \times M_t$ 채널 행렬 \mathbf{H} 를 통과한 후 zero-mean i.i.d 복소 가우시안 성분의 잡음 벡터 \mathbf{n} 이 더해지면 수신 심볼 벡터는 $\mathbf{y} = \mathbf{H}\mathbf{s} + \mathbf{n}$ 과 같이 나타낼 수 있다. 시스템 모델을 도식적으로 나타내면 그림 1과 같다. 이 때 수신단에서는 채널 추정을 통해 완벽하게 채널 정보를 알고 있다고 가정한다.

Sphere decoding 기법에서와 마찬가지로 실수 단위의 격자 구조식으로부터 부분 유클리디언 거리 계산을 위해 다음과 같이 복소 행렬식 $\mathbf{y} = \mathbf{H}\mathbf{s} + \mathbf{n}$ 을 실수 행렬식 $\mathbf{r} = \mathbf{M}\mathbf{u} + \mathbf{w}$ 로 전환하는 과정이 선행된다^[6].

$$\mathbf{r} = \begin{bmatrix} \text{Re}\{\mathbf{y}^T\} & \text{Im}\{\mathbf{y}^T\} \end{bmatrix}^T \quad (1)$$

$$\mathbf{u} = \begin{bmatrix} \text{Re}\{\mathbf{s}^T\} & \text{Im}\{\mathbf{s}^T\} \end{bmatrix}^T \quad (2)$$

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} \text{Re}\{\mathbf{H}\} & -\text{Im}\{\mathbf{H}\} \\ \text{Im}\{\mathbf{H}\} & \text{Re}\{\mathbf{H}\} \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\mathbf{w} = \begin{bmatrix} \text{Re}\{\mathbf{n}^T\} & \text{Im}\{\mathbf{n}^T\} \end{bmatrix}^T \quad (4)$$

평균 심볼 에너지가 10인 16QAM 변조 기법을 적용할 경우 $\mathcal{S}_{16} = \{-3, -1, 1, 3\}$ 이라 할 때 (2)에서

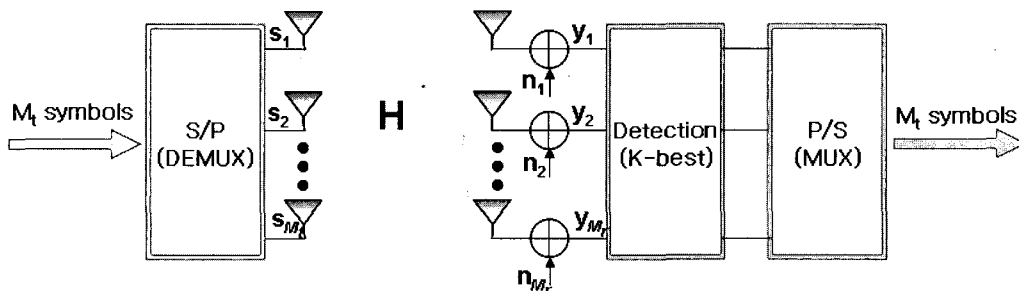


그림 1. 다중 송수신 시스템 모델

Fig. 1. Multiple input multiple output system model.

정의된 새로운 송신 심볼 벡터 \mathbf{u} 는 $\mathbf{u} \in S_{16}^{2M_t}$ 를 만족하게 된다. 또한 (3)에서 정의된 새로운 실수 채널 행렬 \mathbf{M} 은 $2M_r \times 2M_t$ 의 크기를 갖게 된다.

III. K-best 알고리즘

K-best 기법의 전처리 과정에서 우선 전송 가능한 모든 심볼 벡터셋 중에서 수신 심볼 벡터와의 유클리디언 거리를 계산하는 후보를 줄이기 위해 고려해야 할 심볼 벡터의 범위를 $C = \|\mathbf{r} - \mathbf{M}\hat{\mathbf{p}}\|^2$ 을 만족하는 반경 \sqrt{C} 의 구로 한정시킨다. $\mathbf{p} = \mathbf{M}^{-1}\mathbf{r}$ 라 정의하면 $\hat{\mathbf{p}}$ 은 \mathbf{p} 의 양자화된 값을 의미한다. 이후부터 편의상 $2M_t = n$ 으로 가정하고 Cholesky factorization을 통해 $\mathbf{M}^T\mathbf{M}$ 을 상삼각 행렬 \mathbf{R} 로 표현한 $\mathbf{R}^T\mathbf{R}$ 로 나타낼 때 새로운 상삼각 행렬 \mathbf{Q} 의 각 성분 q_{ij} 는 \mathbf{R} 의 각 성분 r_{ij} 에 의해 다음과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} q_{ii} &= r_{ii}^2 & \text{for } i = 1, \dots, n \\ q_{ij} &= r_{ij}/r_{ii} & \text{for } i = 1, \dots, n \text{ and} \\ & & j = i + 1, \dots, n \end{aligned} \quad (5)$$

이 때 $\mathbf{e} = \mathbf{p} - \mathbf{u}$ 를 만족하는 벡터 \mathbf{e} 를 정의하고 벡터의 각 성분을 e_i 라 하면 다음과 같은 수식 전개가 이루어진다.

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{u}} &= \arg \min_{\mathbf{u}} \|\mathbf{r} - \mathbf{M}\mathbf{u}\|^2 = \arg \min_{\mathbf{u}} \|\mathbf{R}\mathbf{e}\|^2 \\ &= \arg \min_{\mathbf{u}} \sum_{i=1}^n q_{ii} \left(e_i + \sum_{j=i+1}^n q_{ij} e_j \right)^2 \end{aligned} \quad (6)$$

K-best 수신기는 위의 식에서 $\|\mathbf{r} - \mathbf{M}\mathbf{u}\|^2$ 이 C 보다 작은 값을 만족하는 범위 내에서 각 탐색 레벨 별로 K개의 부분 심볼 벡터셋을 유지하게 되는데 이 과정에서 아래의 두 식이 사용된다.

$$S_i = p_i + \sum_{j=i+1}^n q_{ij} e_j \quad (7)$$

$$T_{i-1} = T_i - q_{ii} (S_i - u_i)^2 \quad (8)$$

p_i 는 \mathbf{p} 의 i 번째 성분을 나타내는데 초기값으로 식 (7)에서는 $S_n = p_n$ 으로, 식 (8)에서는 $T_n = C$ 로 각각 설정

하며 전송된 심볼을 검출하는 과정은 다음과 같다.

첫 번째 단계에서 $i = n$ 이므로 식 (8)에서 n 번째 탐색 레벨의 가능한 모든 u_n 에 대해 부분 유클리디언 거리를 계산해서 그 값이 작은 것부터 K개를, 즉 T_{n-1} 값이 양의 값을 갖는 것 중 큰 것부터 K개를 취하게 된다. 두 번째 단계는 $i = i - 1$ 로 설정 후, 첫 번째 단계에서 저장한 K개의 후보 심볼셋 u_n 각각에 대해 $n - 1$ 번째 탐색 레벨에서의 가능한 모든 u_{n-1} 을 적용해서 (8)식을 계산한 후에 T_{n-2} 값 중 가장 큰 것부터 양의 값을 갖는 K개의 부분 심볼 벡터를 택하게 된다. 이와 같은 방식을 반복하면 마지막 단계에서 이전 단계의 K개의 부분 심볼 벡터셋 후보 각각에 대해 현 단계에서의 모든 u_1 을 적용해서 구한 T_0 값 중 가장 큰 값을 만족하는 심볼 벡터가 최종적으로 검출된다.

IV. 제안한 K-best 알고리즘

기존의 K-best 알고리즘은 심볼 검출 과정에서 각 탐색 레벨 별로 최대 K개의 부분 심볼 벡터만을 취하고 다음 단계로 이동하기 때문에 ML 수신기에 비해서 복잡도를 현저히 줄였다고 할 수 있지만 초기 탐색 반경 C 값이 채널 상태가 나쁘거나 잡음 전력이 높아서 큰 값을 가질 경우 심볼 검출 과정에서 불필요한 후보 벡터셋에 대한 부분 유클리디언 거리 계산 횟수가 포함되어 복잡도를 증가시키는 요인으로 작용한다.

첫 단계의 후보 심볼셋 결정 과정을 예로 들면, (8)식에서 큰 값을 갖는 C 와 $q_{nn} (S_n - u_n)^2$ 을 비교해서 최대 K개의 후보 심볼셋을 취하게 된다. 이 때 C 는 수신 심볼 벡터 전체와 ZF 기법을 통해 추정된 심볼 벡터 전체 사이의 유클리디언 거리이기 때문에 전송 가능한 각각의 u_n 에 대해 구한 부분 유클리디언 거리 $q_{nn} (S_n - u_n)^2$ 값들이 모두 C 보다 작을 가능성이 크다. 따라서 확률적으로 전송되었다고 보기 어려운 심볼들까지 포함해서 최대 K개를 유지한 채로 다음 단계로 이동하기 때문에 지속적으로 불필요한 연산이 누적되는 문제가 발생하게 된다.

이러한 문제는 (6)식에서 유클리디언 거리 계산이 이루어지는 $\mathbf{R}\mathbf{e}$ 벡터에 대해 첫 단계에서 아직 고려되지 않는 첫 번째 성분에서 $n - 1$ 번째 성분까지의 부분 유클리디언 거리의 통계적 값을 C 에서 빼준 후 그 값보

다 작은 범위 내에 존재하는 $q_{mn}(S_n - u_n)^2$ 값만을 고려함으로써 해결될 수 있다. 이와 같이 탐색 반경을 효과적으로 감소시키면 확률적으로 전송되었다고 가정하기 어려운 심볼셋이 사전에 고려 대상에서 제외되므로 실제 K보다 작은 개수의 심볼셋만을 유지하게 되어 불필요한 연산의 누적을 방지할 수 있게 된다.

앞서 언급한 부분 유클리디언 거리의 통계적인 값을 결정하기 위해 우선 수신 심볼 벡터 \mathbf{r} 과 전송된 심볼 벡터가 채널을 통과한 후인 \mathbf{Mu} 벡터 사이의 유클리디언 거리의 평균값을 고려한다. 식 (4)에서 표현된 잡음 벡터 \mathbf{w} 에 대해 각 차원의 잡음 전력이 σ^2 이라 하면 평균값은 다음과 같이 표현된다.

$$E\{\|\mathbf{r} - \mathbf{Mu}\|^2\} = E\{\|\mathbf{w}\|^2\} = n\sigma^2 \quad (9)$$

위의 식에서 n 차원에 대한 평균값이 $n\sigma^2$ 이므로 각 차원 별 부분 유클리디언 거리에 대한 평균값으로 σ^2 을 할당하는 것이 합리적이라 할 수 있으며, 추가적으로 성능 대비 연산량을 조절하기 위해 조정 가능한 가중치 계수 α 를 이용하면 각 탐색 레벨에서의 부분 유클리디언 거리의 통계적 값으로 $\alpha\sigma^2$ 의 바이어스를 적용할 수 있다. 이때 i 번째 탐색 레벨에서는 1부터 $i-1$ 번째 탐색 레벨까지의 바이어스 합을 고려해서 적용하게 되는데 이러한 바이어스 합은 아래와 같이 수정된 Fano-like metric 바이어스에 의해 나타낼 수 있다.

$$F_i = F_{i-1} + \alpha\sigma^2 \quad (i = 2, 3, \dots, n) \\ \text{where } F_1 = 0 \quad (10)$$

채널 행렬의 대각 성분 r_{ii} 를 고려하는 기존의 Fano-like metric 바이어스가 sphere decoding 기법의 연산량을 감소시키기 위해 이용된 예가 있다^[7]. 그러나 r_{ii} 는 Fano-like metric 계산 과정에서 F_i 값에 큰 영향을 미치지 않기 때문에 본 논문에서는 식 (10)에서와 같이 r_{ii} 를 고려하지 않는 단순화된 Fano-like metric 바이어스를 채택하여 K-best 알고리즘에 적용하고자 한다. 이와 같이 제안된 기법을 KB-Fano 기법이라 하며, 이 기법에서는 α 값의 변화에 따라 최종 심볼 검출에 요구되는 평균 연산량이 다르게 나타난다. 즉, α 가 0에 가까운 작은 값을 가지면 기존의 K-best 기법과 유사한 평균 연산량을 나타내며 α 가 0~2 사이의 값을 가질 경우 비트 오차 확률 측면

에서 거의 성능 저하 없이 평균 연산량이 점차 감소되는 것을 모의 실험을 통해 확인하였다. 다음에서 제안된 KB-Fano 알고리즘의 심볼 검출 과정을 정리해 놓았다.

Step 1. 전처리 과정

각 탐색 레벨의 복호화 순서를 결정하고 \mathbf{Q} , \mathbf{p} , \mathbf{C} , F_i 에 대한 계산을 수행한다.

Step 2. 첫 번째 과정

A. $i = n$, $T_n = \mathbf{C}$, $S_n = \mathbf{p}_n$

B. 모든 가능한 u_n 에 대해 다음 계산을 수행한다.

$$D = T_n - q_{nn}(S_n - u_n)^2 \\ T_{n-1} = \begin{cases} D, & D > F_n \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

C. 양의 값을 갖는 T_{n-1} 중 값이 큰 것부터 최대 K개를 택해서 이에 해당하는 후보 심볼셋들을 저장한다.

D. 선택된 각 심볼에 대해 다음 계산을 수행한다.

$$e_n = p_n - u_n \\ S_{n-1} = p_{n-1} + q_{n-1,n}e_n \quad (12)$$

Step 3. 반복 과정

A. $i = i - 1$

B. 이전 단계에서 선택된 부분 심볼 벡터 각각에 대해 현 단계에서 가능한 모든 u_i 를 대입해서 다음 계산을 수행한다.

$$D = T_i - q_{ii}(S_i - u_i)^2 \\ T_{i-1} = \begin{cases} D, & D > F_i \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (13)$$

C. 양의 값을 갖는 T_{i-1} 중 큰 것부터 최대 K개를 택해서 이에 해당하는 부분 심볼 벡터셋 후보들을 저장한다.

D. 선택된 각 심볼 벡터에 대해 다음 계산을 수행한다.

$$e_i = p_i - u_i \\ S_{i-1} = p_{i-1} + \sum_{j=i}^n q_{i-1,j}e_j \quad (14)$$

E. $i = 1$ 이 될 때까지 step 3을 반복하여 최종적으로 구한 T_0 중 가장 큰 값에 대응되는 전체 심볼 벡터를 검출한다.

앞서 설명한 KB-Fano 알고리즘은 기존의 K-best 기법에서 부분 유클리디언 거리의 통계적 값을 이용해 불필요한 연산량을 줄임으로써 평균 연산량을 감소시키는 효과가 있었다. 이를 [5]에서 제안한 K-reduction 알고리즘과 연동함으로써 K-reduction 기법의 효과라 할 수 있는 높은 SNR 영역에서의 에러 플로팅 방지로 인한 성능 개선과 함께 KB-Fano 알고리즘에 의해 추가적인 평균 연산량 감소 효과를 기대할 수 있다.

K-reduction 기법은 기존의 K-best 기법에서 작은 K값을 적용할 경우 이전 탐색 레벨에서 다음 탐색 레벨로 넘어갈 때 지속적인 오차 전달로 인해 성능 저하가 발생하는 문제를 해결하기 위해 최근 제안되었다^[5]. 이 기법은 최종적으로 전체 심볼 벡터를 정확하게 추정하는데 있어서 첫 단계에서 선택된 후보 심볼들이 가장 큰 영향을 미치고 이후 각 단계에서 선택된 후보들은 탐색 레벨을 거듭할수록 점차 영향을 덜 미친다는 특성을 이용한 것으로 첫 단계에서의 탐색 레벨에는 신뢰도를 높이기 위해 가장 큰 K값을 적용하고, 이후 탐색 레벨 별 K값을 일정 비율로 줄여나감으로써 오차 전달을 감소시킨 알고리즘이 할 수 있다.

본 논문에서는 이러한 K-reduction 기법을 KB-Fano 기법에 접목시킨 KR-Fano 알고리즘을 추가적으로 제안하는데 다음의 예를 통해 KR-Fano 기법의 심볼 검출 과정을 살펴본다.

4×4 다중 송수신 안테나 시스템에서 16QAM 변조 기법을 적용할 경우 KR-Fano(8-1) 기법의 심볼 검출 과정은 다음과 같다. 여기서 KR-Fano(8-1) 기법은 초기 K값이 8, 탐색 레벨 별 K의 감소율이 -1인 K-reduction(8-1) 기법에 앞서 설명한 수정된 Fano-like metric 바이어스를 적용했음을 의미한다. 심볼 검출 과정을 보면 첫 단계로 최하위, 즉 8번째 탐색 레벨에서 부분 유클리디언 거리가 작은 것부터 최대 8개의 후보 심볼셋을 취하고 다음 단계로 넘어간다. 이 과정에서 부분 유클리디언 거리는 C가 아닌 C-F₈과 비교해서 이 값보다 작은 부분 유클리디언 거리를 갖는 후보 심볼셋만 저장하게 된다. 그 다음 단계에서는 최대 7개의 부분 심볼 벡터를 취하게 되는데 이 과정에서도 T₇이 아닌 T₇-F₇을 고려하여 이 값보다 작은 부분 유클리디언 거리를 갖는 부분 심볼 벡터만 다음 단계로 이동하게 된다. 이와 같은 방식으로 각 탐색 레벨 별로 취할 수 있는 후보 심볼셋의 최대 개수는 단계를 거듭하면서 1씩 줄어들고 동시에 각 단계에 대응되는

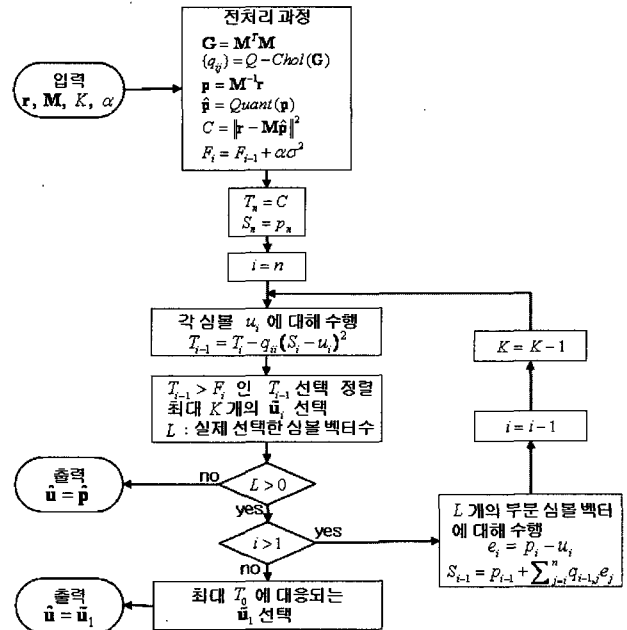


그림 2. KR-Fano 알고리즘의 흐름도
Fig. 2. Flowchart of the KR-Fano algorithm.

Fano-like metric 바이어스만큼 감소시킨 탐색 반경 내에서 후보 심볼이 선택되어 최종 심볼 검출이 이루어진다. 이 때 가중치 계수 α의 값이 클수록 평균 연산량의 감소폭은 커진다.

각 탐색 레벨 별 K의 감소율이 -1인 경우 KR-Fano 알고리즘의 흐름도를 그림 2에 나타내었다. “Q-*chol*”은 Cholesky factorization을 적용해 입력 M^TM 으로부터 Q의 각 성분 q_{ij}를 출력하는 함수이고, “Quant”는 ZF 기법을 통해 양자화된 값을 출력하는 함수를 나타낸다. 또한 u_i는 i번째 레벨부터 n번째 레벨에 걸쳐 선택된 부분 심볼 벡터를 의미하고, L은 실제로 선택된 부분 심볼 벡터의 개수를 나타낸다.

V. 모의 실험 결과

본 논문에서는 앞서 II장에서 언급한 바와 같이 Rayleigh 플랫 페이딩 채널을 가정하고 4×4 다중 송수신 안테나 시스템에서 16QAM 변조기법을 이용해 심볼 전송 시 수신단에서 기존의 K-best 기법과 제안한 KB-Fano 기법 및 KR-Fano 기법을 비교하여 비트 오차 확률 측면에서 성능 평가와 평균 연산량 측정을 수행하였다. 여기에서 평균 연산량은 제시한 알고리즘들을 이용해 심볼 벡터 검출 시 필요한 주요 연산이라 할 수 있는 부분 유클리디언 거리 계산에 소요되는 곱하기

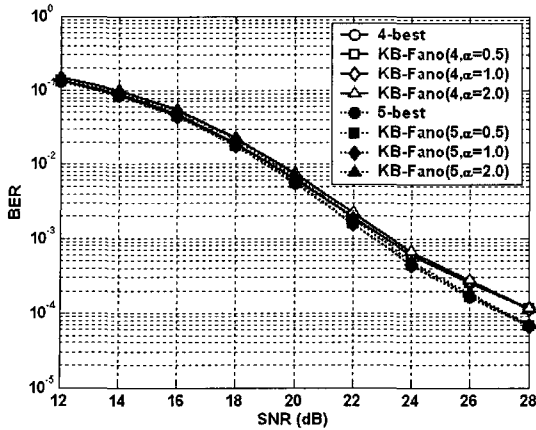


그림 3. K-best와 KB-Fano의 BER 성능 비교
Fig. 3. Performance comparison of K-best vs. KB-Fano.

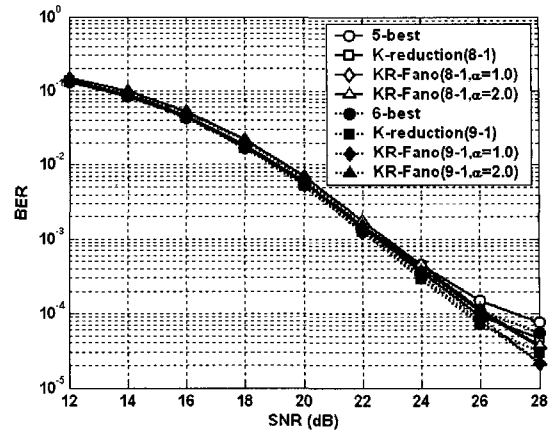


그림 5. K-best와 KR-Fano의 BER 성능 비교
Fig. 5. Performance comparison of K-best vs. KR-Fano.

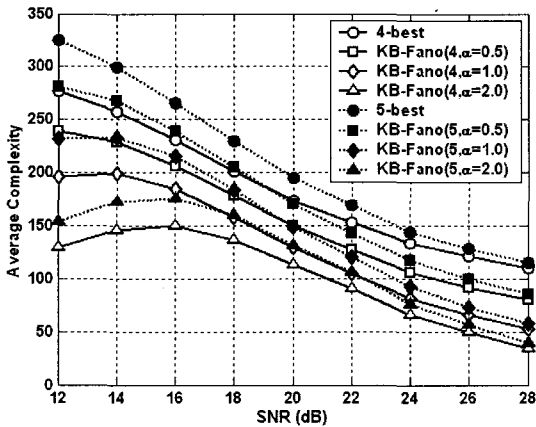


그림 4. K-best와 KB-Fano의 평균 복잡도 비교
Fig. 4. Average complexity comparison of K-best vs. KB-Fano.

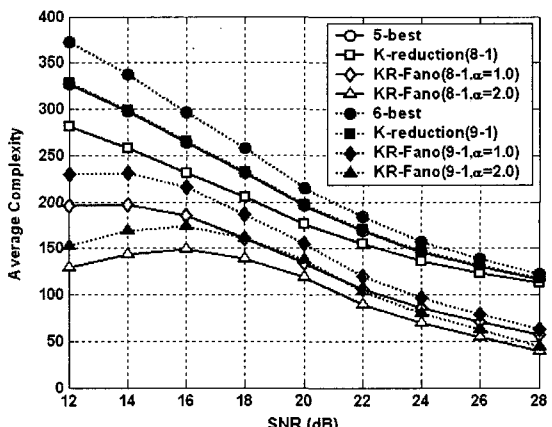


그림 6. K-best와 KR-Fano의 평균 복잡도 비교
Fig. 6. Average complexity comparison of K-best vs. KR-Fano.

수의 총합을 매 심볼 주기마다 측정하여 그 평균값을 통해 얻는다.

KB-Fano 기법의 경우 4-best, 5-best 알고리즘에 가중치 계수 α 값을 각각 0.5, 1.0, 2.0으로 변화시켜 가며 수정된 Fano-like metric을 적용함으로써 기존의 기법과 성능을 비교 평가하였다. 그림 3, 4에서 실선은 4-best와 4-best에 Fano 기법을 적용한 경우를, 점선은 5-best와 5-best에 Fano 기법을 적용한 경우를 각각 나타내며, KB-Fano(4, $\alpha = 0.5$)는 기존의 4-best에 $\alpha = 0.5$ 인 수정된 Fano metric을 적용했음을 의미한다. 그림 3의 BER 곡선을 통해 α 값이 같은 경우에 KB-Fano 기법의 α 값을 2.0까지 증가시키면서 기존의 K-best 기법과 비교해 보면 비트 오차 확률 측면에서 거의 성능 열화가 발생하지 않음을 확인할 수 있다. 또한 그림 4에 나타난 평균 연산량을 살펴볼 때, α 값이

증가함에 따라 기존의 K-best에 비해 모든 SNR 영역에서 점차 큰 폭으로 평균 연산량이 감소하는 것을 볼 수 있다. 특히 $\alpha = 2.0$ 인 경우 기존 기법에 비해 KB-Fano에서 30~68%의 평균 연산량 감소가 있었다. 그림 4에서 α 값이 1.0 또는 2.0일 때 낮은 SNR 영역의 평균 연산량이 보다 높은 SNR 영역에서보다 오히려 더 낮게 나타나는 현상이 발생하는데 이는 잡음 전력이 높은 상황에서 큰 α 값 설정으로 인해 각 탐색 레벨에 높은 바이어스가 적용되어 후보 심볼셋이 선택되지 않는 경우가 발생해서 최종적으로 ZF 기법에 의해 심볼 검출이 이루어졌기 때문이다.

KR-Fano 기법의 경우 기존의 K-best 기법과 비교할 제안된 알고리즘으로 기존 기법과 유사하거나 낮은 수준의 최대 연산량을 갖는 알고리즘을 택하였다. 즉, 5-best 기법과 비교할 기법으로 KR-Fano(8-1) 기법을

택하였으며 각각 419와 364의 최대 연산량을 갖는다. 또한 6-best 기법과 비교할 알고리즘으로 KR-Fano (9-1) 기법을 택하였으며 최대 연산량은 각각 494와 439의 값을 갖는다. 그림 5, 6에서 KR-Fano(8-1, $\alpha = 1.0$)는 K-reduction(8-1) 기법에 $\alpha = 1.0$ 인 수정된 Fano-like metric을 적용한 알고리즘을 의미한다. 그림 5를 살펴보면 K-reduction 기법과 마찬가지로 KR-Fano 기법에서도 24~28dB의 높은 SNR 영역에서 에러 플로팅 방지로 인해 기존의 K-best와 비교하여 최대 1.0dB의 SNR 이득이 발생하며, $\alpha = 2.0$ 까지 증가하더라도 전반적으로 거의 성능 열화가 없음을 확인할 수 있다. 또한 그림 6을 통해 앞서 보인 KB-Fano 기법과 같이 KR-Fano 기법에서도 바이어스를 이용한 탐색 변경의 효과적인 감소로 여전히 평균 연산량 감소가 나타나는 것을 볼 수 있다. 특히 $\alpha = 2.0$ 인 경우 측정된 전체 SNR 영역에 걸쳐 기존 기법에 비해 평균 연산량이 36~67% 감소되었다.

IV. 결 론

본 논문에서는 부분 유클리디언 거리의 통계적 값을 이용해서 기존의 K-best 기법의 각 단계 별 탐색 반경을 효과적으로 줄여줌으로써 심볼 검출에 필요한 평균 연산량을 감소시킨 KB-Fano 기법과 K-reduction 기법에 KB-Fano 기법을 연동한 KR-Fano 기법을 제안하였다. 모의 실험을 통해서 KB-Fano 기법은 성능 열화 없이 평균 연산량을 감소시키며, KR-Fano 기법은 높은 SNR 영역에서의 성능 개선과 함께 평균 연산량 감소를 동시에 달성함을 확인하였다.

참 고 문 헌

- [1] A. Paulraj, R. Nabar and D. Gore, "Introduction to space-time wireless communications," Cambridge, U. K.: Cambridge Univ. Press, 2003.
- [2] P. W. Wolniansky, G. J. Foschini, G. D. Golden, and Valenzuela, "V-BLAST: An architecture for realizing very high data rates over the rich-scattering wireless channel," in *Proc. 1998 URSI International Symposium on Signals, Systems, and Electronics*, pp. 295-300, Sep. 1998.
- [3] E. Viterbo and J. Boutros, "A universal lattice code decoder for fading channels," *IEEE Trans. on Inform. Theory*, vol. 45, pp. 1639-1642, July 1999.
- [4] K. Wong, C. Tsui, R. S. Cheng, and W. Mow, "A VLSI architecture of a K-best lattice decoding algorithm for MIMO channels," in *IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS)*, vol. 3, pp. III-273 - III-276, May 2002.
- [5] 이성호, 신명철, 서정태, 이충용, "다중 송수신 안테나 시스템 기반에서 오차 전달을 고려한 효율적인 K-BEST 복호화 알고리즘," *전자공학회논문지*, 제42권 TC편, 제7호, 71-78쪽, 2005년 7월
- [6] A. M. Chan and I. Lee, "A new reduced-complexity sphere decoder for multiple antenna systems," *IEEE Int. Conf. on Comm.* pp. 460-464, Apr. 2002.
- [7] Z. Guo and P. Nilsson, "Reduced complexity Schnorr-Euchner decoding algorithms for MIMO systems," *IEEE Comm. Letters*, vol. 8, pp. 286-288, May 2004.

저 자 소 개



이 성 호(학생회원)
 2004년 연세대학교 전기전자
 공학과 학사 졸업
 2004년~현재 연세대학교
 전기전자공학과 석사과정
 <주관심분야 : 통신신호처리,
 MIMO 시스템>



신 명 철(정회원)
 2001년 연세대학교 전기전자
 공학과 학사 졸업
 2003년 연세대학교 전기전자
 공학과 석사 졸업
 2003년~현재 연세대학교
 전기전자공학과 박사과정
 <주관심분야 : 통신신호처리, MIMO 시스템>

정 성 현(학생회원)
 대한전자공학회 논문지
 제42권 TC편 제8호 참조



서 정 태(정회원)
 1985년 연세대학교 전자공학과
 학사 졸업
 1987년 연세대학교 전자공학과
 석사 졸업
 1988년~1990년 삼성전자 연구원
 1995년 연세대학교 전자공학과
 박사 졸업

2003년 Virginia Polytechnic Institute and State
 University Visiting Scholar

1995년~현재 충주대학교 정보제어공학과 부교수
 <주관심분야 : Speech Processing, Speech
 Coding, MIMO>



이 충 용(정회원)
 1995년 Georgia Institute of
 Technology 박사 졸업.
 1996년~1997년 삼성전자 연구원
 1997년 9월~현재 연세대학교
 전기전자공학과 부교수
 <주관심분야 : 통신신호처리, 어
 레이 신호처리, MIMO 시스템>