



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2009-0128061
(43) 공개일자 2009년12월15일

(51) Int. Cl.

H04B 7/08 (2006.01) H04L 1/02 (2006.01)

(21) 출원번호 10-2008-0054057

(22) 출원일자 2008년06월10일

심사청구일자 없음

(71) 출원인

삼성전자주식회사

경기도 수원시 영통구 매탄동 416

고려대학교 산학협력단

서울 성북구 안암동5가1 고려대학교 내

(72) 발명자

임채만

서울특별시 구로구 구로동 1265 구로두산 아파트
107동 1004호

이인규

서울 서초구 서초4동 삼풍아파트 21-1203

김진성

서울특별시 성북구 안암동5가 1번지 고려대학교
이공계 캠퍼스제2공학관 217호

(74) 대리인

권혁록, 이정순

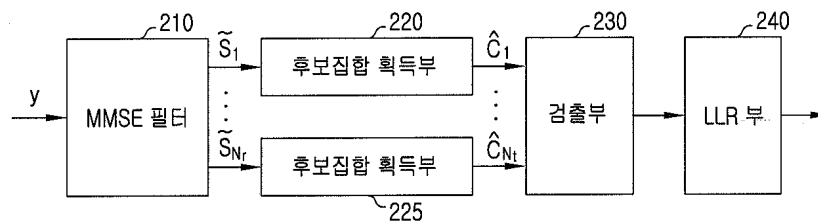
전체 청구항 수 : 총 16 항

(54) 다중 입력 다중 출력 시스템에서 신호 검출을 위한 장치 및방법

(57) 요약

본 발명은 다중 입력 다중 출력 시스템에서 신호 검출에 관한 것으로, 다중 입력 다중 출력 시스템에서 수신기의 수신신호 검출방법에 있어서 수신한 신호의 각각의 스트림에 대해 필터링을 수행하는 과정과 상기 필터링을 수행한 신호에서 각각의 스트림에 대해 신뢰도가 임계값 이상인 후보 집합을 구하여 새로운 탐색 공간을 구하는 과정과 상기 새로운 탐색 공간에서의 각각의 스트림에 대해 신호검출을 수행하는 과정을 포함하는 것으로, ML 기법과 유사한 성능을 가지지만 각각의 전송 스트림에서 가능성이 희박한 심볼들을 제거하여, 조사 공간을 획기적으로 줄일 수 있고, 이로 인해 복잡도를 낮출 수 있는 이점이 있다.

대표도 - 도2



특허청구의 범위

청구항 1

다중 입력 다중 출력 시스템에서 수신기의 수신신호 검출방법에 있어서,

수신한 신호의 각각의 스트림에 대해 필터링을 수행하는 과정과,

상기 필터링을 수행한 신호에서 각각의 스트림에 대해 신뢰도가 임계값 이상인 후보 집합을 구하여 새로운 탐색 공간을 구하는 과정과,

상기 새로운 탐색 공간에서의 각각의 스트림에 대해 신호검출을 수행하는 과정을 포함하는 과정을 특징으로 하는 방법.

청구항 2

제 1항에 있어서,

상기 신호검출을 수행한 각각의 스트림에 대해 soft LLR(Log Likelihood Ratio) 값을 구하는 과정을 더 포함하는 것을 특징으로 하는 방법

청구항 3

제 1항에 있어서,

상기 필터링은 MMSE(Minimum Mean Square Error) 필터링인 것을 특징으로 하는 방법.

청구항 4

제 1항에 있어서,

상기 신호 검출은 ML(Maximum Likelihood) 신호 검출인 것을 특징으로 하는 방법.

청구항 5

제 1항에 있어서,

상기 필터링은 하기 <수학식 11>을 이용하여 수행하는 것을 특징으로 하는 방법.

수학식 11

$$\mathbf{G} = \left(\mathbf{H}^H \mathbf{H} + \frac{\sigma_n^2}{\sigma_s^2} \mathbf{I} \right)^{-1} \mathbf{H}^H$$

여기서, $\mathbf{H}$ 는 $N_r \times N_t$ 의 채널 행렬을 나타낸다.

청구항 6

제 1항에 있어서,

상기 신호 검출은 하기 <수학식 12>를 이용하여 수행하는 것을 특징으로 하는 방법.

수학식 12

$$\hat{\mathbf{s}} = \arg \min_{\mathbf{s} \in \hat{\mathcal{C}}} \|\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{s}\|$$

여기서, $\mathbf{s} = [s_1 \dots s_{N_t}]^T$ 은 송신단에서 송신된 심볼 벡터를 나타내며, $\mathbf{y} = [y_1 \dots y_{N_r}]^T$ 는 수신 신호 벡터를 나타낸다. 그리고, $\mathbf{H}$ 는 $N_r \times N_t$ 의 채널 행렬을 나타낸다.

청구항 7

제 1항에 있어서,

상기 필터링을 수행한 신호에서 각각의 스트림에 대해 신뢰도가 임계값 이상인 후보 집합을 구하여 새로운 탐색 공간을 구하는 과정은,

상기 각각의 스트림의 심볼들에 대한 신뢰도를 하기 <수학식 13>을 이용하여 구하는 과정과,

상기 신뢰도 및 하기 <수학식 14>를 이용하여 상기 신뢰도가 확률 임계값 이상인 값들을 후보 집합의 원소로 설정하는 과정과,

상기 후보 집합을 이용하여 상기 새로운 탐색 공간을 구하는 과정인 것을 특징으로 하는 방법.

수학식 13

$$\xi_m^i \triangleq \frac{p(\tilde{s}_i | s_i = \rho_m)}{\sum_{j=1}^M p(\tilde{s}_i | s_i = \rho_j)}, \quad 1 \leq m \leq M$$

여기서, ξ_m^i 은 i번째 스트림에서 심볼 후보 ρ_m 에 대한 신뢰도(reliability)를 나타낸다.

수학식 14

$$N_i = \arg \min_{1 \leq n \leq M} \left(\sum_{j=1}^n \xi_j^i \geq \alpha \right)$$

여기서, N_i 는 i번째 스트림에서 살아남은 심볼 후보들의 개수이다. 상기 N_i 는 보정 확률의 합이 α 보다 큰 심볼 집합의 최소 크기를 의미하며, 이 집합을 $\hat{C}_i$ 라 정의한다. 여기서, 선택된 후보 집합은

$$\hat{C}_i = \{\rho_1, \dots, \rho_{N_i}\}$$

이다.

청구항 8

제 2항에 있어서,

상기 soft LLR 값은 하기 <수학식 15> 및 <수학식 16>을 이용하여 구하는 것을 특징으로 하는 방법.

수학식 15

$$L(b_{i,j}) \approx \log \frac{\sum_{\mathbf{s} \in \hat{\mathcal{C}}_{i,j}^1} \exp\left(-\frac{\|\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{s}\|^2}{\sigma_n^2}\right)}{\sum_{\mathbf{s} \in \hat{\mathcal{C}}_{i,j}^0} \exp\left(-\frac{\|\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{s}\|^2}{\sigma_n^2}\right)}$$

여기서 $\hat{\mathcal{C}}_{i,j}^d$ 는 $\hat{\mathcal{C}}$ 의 부분집합으로서 $b_{i,j}$ 값이 $d \in \{0,1\}$ 인 심볼 벡터의 집합을 의미한다. 만약 상기

$$\hat{L}(b_{i,j}) = \pm\infty$$

라면 이에 해당하는 $b_{i,j}$ 를 하기 하기 <수학식 16>을 이용하여 구한 값으로 대체한다.

수학식 16

$$L(b_{i,j}) \approx \frac{\sum_{s_i \in \mathcal{Q}_{i,j}^1} p(s_i | \tilde{s}_i)}{\sum_{s_i \in \mathcal{Q}_{i,j}^0} p(s_i | \tilde{s}_i)} = \frac{\sum_{s_i \in \mathcal{Q}_{i,j}^1} \exp\left(-\frac{|\tilde{s}_i - \beta_i s_i|^2}{\sigma_{w,i}^2}\right)}{\sum_{s_i \in \mathcal{Q}_{i,j}^0} \exp\left(-\frac{|\tilde{s}_i - \beta_i s_i|^2}{\sigma_{w,i}^2}\right)} = \frac{\sum_{s_i \in \mathcal{Q}_{i,j}^1} \xi_m^i |_{s_i=\rho_m}}{\sum_{s_i \in \mathcal{Q}_{i,j}^0} \xi_m^i |_{s_i=\rho_m}}$$

여기서, $\mathbf{s} = [s_1 \dots s_{N_t}]^T$ 은 송신단에서 송신된 심볼 벡터를 나타낸다. 그리고,

i 번째의 심볼 추정 값을 $\tilde{s}_i$ 라 정의하였을 때, 이는 $\tilde{s}_i = \beta_i s_i + w_i$ 로 나타낼 수 있다. $\beta_i = \mathbf{g}_i \mathbf{h}_i$ 는

$$w_i = \sum_{j=1, j \neq i}^{N_t} \mathbf{g}_i \mathbf{h}_j s_j + v_i$$

필터에 의해 발생하는 바이어스(bias)를, v_i 는 남아있는 간섭과 잡음의 합을 나타낸다.

청구항 9

다중 입력 다중 출력 시스템에서 수신기의 장치에 있어서,

수신한 신호의 각각의 스트림에 대해 필터링을 수행하는 필터링부와,

상기 필터링을 수행한 신호에서 각각의 스트림에 대해 신뢰도가 임계값 이상인 후보 집합을 구하여 새로운 탐색 공간을 구하는 후보집합 획득부와,

상기 새로운 탐색 공간에서의 각각의 스트림에 대해 신호검출을 수행하는 검출부를 포함하는 것을 특징으로 하는 장치.

청구항 10

제 9항에 있어서,

상기 신호검출을 수행한 각각의 스트림에 대해 soft LLR(Log Likelihood Ratio) 값을 구하는 LLR 부를 더 포함하는 것을 특징으로 하는 장치.

청구항 11

제 9항에 있어서,

상기 필터링은 MMSE(Minimum Mean Square Error) 필터링인 것을 특징으로 하는 장치.

청구항 12

제 9항에 있어서,

상기 신호 검출은 ML(Maximum Likelihood) 신호 검출인 것을 특징으로 하는 장치.

청구항 13

제 9항에 있어서,

상기 필터링은 하기 <수학식 17>을 이용하여 수행하는 것을 특징으로 하는 장치.

수학식 17

$$\mathbf{G} = \left(\mathbf{H}^H \mathbf{H} + \frac{\sigma_n^2}{\sigma_s^2} \mathbf{I} \right)^{-1} \mathbf{H}^H$$

여기서, $\mathbf{H}$ 는 $N_r \times N_t$ 의 채널 행렬을 나타낸다.

청구항 14

제 9항에 있어서,

상기 신호 검출은 하기 <수학식 18>를 이용하여 수행하는 것을 특징으로 하는 장치.

수학식 18

$$\hat{\mathbf{s}} = \arg \min_{\mathbf{s} \in \mathcal{C}} \|\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{s}\|$$

여기서, $\mathbf{s} = [s_1 \dots s_{N_t}]^T$ 은 송신단에서 송신된 심볼 벡터를 나타내며, $\mathbf{y} = [y_1 \dots y_{N_r}]^T$ 는 수신 신호 벡터를 나타낸다. 그리고, $\mathbf{H}$ 는 $N_r \times N_t$ 의 채널 행렬을 나타낸다.

청구항 15

제 9항에 있어서,

상기 후보 집합 획득부는,

상기 각각의 스트림의 심볼들에 대한 신뢰도를 하기 <수학식 19>을 이용하여 구하고, 상기 신뢰도 및 하기 <수학식 20>를 이용하여 상기 신뢰도가 확률 임계값 이상인 값들을 후보 집합의 원소로 설정하고, 상기 후보 집합을 이용하여 상기 새로운 탐색 공간을 구함으로써,

상기 필터링을 수행한 신호에서 각각의 스트림에 대해 신뢰도가 임계값 이상인 후보 집합을 구하여 새로운 탐색 공간을 구하는 것을 특징으로 하는 장치.

수학식 19

$$\xi_m^i \triangleq \frac{p(\tilde{s}_i | s_i = \rho_m)}{\sum_{j=1}^M p(\tilde{s}_i | s_i = \rho_j)}, \quad 1 \leq m \leq M$$

여기서, ξ_m^i 은 i번째 스트림에서 심볼 후보 ρ_m 에 대한 신뢰도(reliability)를 나타낸다.

수학식 20

$$N_i = \arg \min_{1 \leq n \leq M} \left(\sum_{j=1}^n \xi_j^i \geq \alpha \right)$$

여기서, N_i 는 i번째 스트림에서 살아남은 심볼 후보들의 개수이다. 상기 N_i 는 보정 확률의 합이 α 보다 큰 심볼 집합의 최소 크기를 의미하며, 이 집합을 $\hat{C}_i$ 라 정의한다. 여기서, 선택된 후보 집합은 $\hat{C}_i = \{\rho_1, \dots, \rho_{N_i}\}$ 이다.

청구항 16

제 10항에 있어서,

상기 soft LLR 값은 하기 <수학식 21> 및 <수학식 22>를 이용하여 구하는 것을 특징으로 하는 장치.

수학식 21

$$L(b_{i,j}) \approx \log \frac{\sum_{s \in \hat{C}_{i,j}^1} \exp\left(-\frac{\|y - Hs\|^2}{\sigma_n^2}\right)}{\sum_{s \in \hat{C}_{i,j}^0} \exp\left(-\frac{\|y - Hs\|^2}{\sigma_n^2}\right)}$$

여기서 $\hat{C}_{i,j}^d$ 는 $\hat{C}$ 의 부분집합으로서 $b_{i,j}$ 값이 $d \in \{0,1\}$ 인 심볼 벡터의 집합을 의미한다. 만약 상기 $\hat{L}(b_{i,j}) = \pm\infty$ 라면 이에 해당하는 $b_{i,j}$ 를 하기 하기 <수학식 16>을 이용하여 구한 값으로 대체한다.

수학식 22

$$L(b_{i,j}) \approx \frac{\sum_{s_i \in Q_{i,j}^1} p(s_i | \tilde{s}_i)}{\sum_{s_i \in Q_{i,j}^0} p(s_i | \tilde{s}_i)} = \frac{\sum_{s_i \in Q_{i,j}^1} \exp\left(-\frac{|\tilde{s}_i - \beta_i s_i|^2}{\sigma_{w,i}^2}\right)}{\sum_{s_i \in Q_{i,j}^0} \exp\left(-\frac{|\tilde{s}_i - \beta_i s_i|^2}{\sigma_{w,i}^2}\right)} = \frac{\sum_{s_i \in Q_{i,j}^1} \xi_m^i |_{s_i = \rho_m}}{\sum_{s_i \in Q_{i,j}^0} \xi_m^i |_{s_i = \rho_m}}$$

여기서, $\mathbf{s} = [s_1 \dots s_{N_t}]^T$ 은 송신단에서 송신된 심볼 벡터를 나타낸다. 그리고,

i 번째의 심볼 추정 값을 $\tilde{s}_i$ 라 정의하였을 때, 이는 $\tilde{s}_i = \beta_i s_i + w_i$ 로 나타낼 수 있다. $\beta_i = \mathbf{g}_i \mathbf{h}_i^H$ 는

$$w_i = \sum_{j=1, j \neq i}^{N_t} \mathbf{g}_i \mathbf{h}_j s_j + v_i$$

필터에 의해 발생하는 바이어스(bias)를, 는 남아있는 간섭과 잡음의 합을 나타낸다.

명세서

발명의 상세한 설명

기술 분야

<1> 본 발명은 다중 입력 다중 출력 시스템(MIMO:Multi Input Multi Output)에서 검색 공간을 줄여 복잡도는 낮지만 성능은 ML(Maximum likelihood) 검출 기법에 근접한 신호 검출을 위한 장치 및 방법에 관한 것이다.

배경 기술

<2> 다중 입력 다중 출력(MIMO:Multi Input Multi Output)을 사용하는 다중 안테나 시스템에서, 다수 개의 독립적인 심볼을 동시에 상기 다중 안테나를 이용하여 수신하고자 하는 경우, 심볼 에러율 관점에서 최적의 검출 기법은 ML(Maximum likelihood) 검출 기법으로 알려져 있다.

<3> 하지만, 상기 ML 검출 기법은 복잡도 면에서 구현이 곤란하므로, 여러 가지 선형 검출 기법, 예를 들어, ZF(Zero Forcing)이나 MMSE(Minimum Mean Square Error) 원리를 이용한 검출 기법이 알려져 있고, 비선형인 V-BLAST(Vertical-Bell Labs layered Space Time)기법 또한 알려져 있다.

<4> 그러나, 이러한 기법들은 여전히 만족할 만한 성능을 얻기에는 역부족이며, 이러한 이유로 약간의 복잡도를 가미하여 ML 기법에 가까운 성능을 가지는 기법들이 제안되었다.

<5> QRM-MLD(QR decomposition with M-algorithm)과 SD(sphere decoding) 기법이 이러한 기법들 중 일레이며, 이들은 QR 분해(Decomposition)를 이용하여 트리 검색(tree search) 알고리즘을 수행한다.

<6> 상기 QRM-MLD 기법은 ML 기법에 비해 상대적으로 적은 복잡도를 가지지만, 여전히 고려해야 할 심볼 후보의 수가 큰 편이며 SD는 하이퍼 스페어(hyper-sphere)의 반지름 값에 의한 복잡도의 변화가 큰 문제점이 있다.

<7> 따라서, 다중 입력 다중 출력 시스템에서 ML 기법과 유사한 성능을 가지지만 복잡도는 낮은 기법이 필요하다.

발명의 내용

해결하고자 하는 과제

<8> 본 발명의 목적은 다중 입력 다중 출력 시스템에서 신호 검출을 위한 장치 및 방법을 제공함에 있다.

<9> 본 발명의 다른 목적은 다중 입력 다중 출력 시스템에서 ML 기법과 유사한 성능을 가지지만 복잡도는 낮은 신호 검출을 위한 장치 및 방법을 제공함에 있다.

과제 해결수단

<10> 본 발명의 목적을 달성하기 위한 본 발명의 제 1 견지에 따르면, 다중 입력 다중 출력 시스템에서 수신기의 수신신호 검출방법에 있어서 수신한 신호의 각각의 스트림에 대해 필터링을 수행하는 과정과 상기 필터링을 수행한 신호에서 각각의 스트림에 대해 신뢰도가 임계값 이상인 후보 집합을 구하여 새로운 탐색 공간을 구하는 과정과 상기 새로운 탐색 공간에서의 각각의 스트림에 대해 신호검출을 수행하는 과정을 포함하는 과정을 특징으로 한다.

<11> 본 발명의 목적을 달성하기 위한 본 발명의 제 2 견지에 따르면, 다중 입력 다중 출력 시스템에서 수신기의 장치에 있어서 수신한 신호의 각각의 스트림에 대해 필터링을 수행하는 필터링부와 상기 필터링을 수행한 신호에서 각각의 스트림에 대해 신뢰도가 임계값 이상인 후보 집합을 구하여 새로운 탐색 공간을 구하는 후보집합 획득부와 상기 새로운 탐색 공간에서의 각각의 스트림에 대해 신호검출을 수행하는 검출부를 포함하는 것을 특징으로 한다.

효과

<12> 본 발명은 ML 기법과 유사한 성능을 가지지만 각각의 전송 스트림에서 가능성이 희박한 심볼들을 제거하여, 조사 공간(search space)을 획기적으로 줄일 수 있고, 이로 인해 복잡도를 낮출 수 있는 이점이 있다.

발명의 실시를 위한 구체적인 내용

<13> 이하 본 발명의 바람직한 실시 예를 첨부된 도면의 참조와 함께 상세히 설명한다. 그리고, 본 발명을 설명함에 있어서, 관련된 공지기능 혹은 구성에 대한 구체적인 설명이 본 발명의 요지를 불필요하게 흐릴 수 있다고 판단된 경우 그 상세한 설명은 생략한다.

<14> 이하, 본 발명은 다중 입력 다중 출력 시스템에서 신호 검출을 위한 장치 및 방법에 대해 설명할 것이다.

<15> 본 발명은 MMSE 기법을 이용하여 각각의 전송 스트림에서 가능성이 희박한 심볼 들을 제거하며, 이로써 조사 공간(search space)을 획기적으로 줄일 수 있다.

<16> 이를 위해 본 발명은 보정된(normalized) "likelihood 함수"를 이용하여 확률 메트릭을 정의할 것이다. 이하, 본 발명에서 $()^{-1}$ 은 역함수를 나타내고, $()^T$ 은 트랜스포즈 연산을 , $()^H$ 은 허미션 트랜스포즈 연산을 나타낸다.

<17> 도 1은 본 발명의 실시 예에 따른 다중 안테나를 구비한 시스템 모델을 간략히 도시한 도면이다.

<18> 상기 도 1을 참조하면, 상기 시스템 모델은 송신기 및 수신기를 도시한 것으로, 상기 송신기는 직렬-병렬 변환기(S/P)(110), 매퍼(120, 125)로 구성되고, 상기 수신기는 조인트 검출기(150) 및 병렬-직렬 변환기(P/S)(160)로 구성된다.

<19> 상기 직렬-병렬 변환기(S/P)(110)는 입력된 비트 스트림을 병렬 비트 스트림으로 변환한다. 그리고, 상기 매퍼(120, 125)는 입력받은 상기 비트 스트림을 각각의 부 반송파에 매핑한다.

<20> 상기 조인트 검출기(150)는 다중 안테나를 통해 수신한 비트 스트림을 검출하여 출력한다. 그리고, 상기 병렬-직렬 변환기(P/S)(160)는 제공받은 비트 스트림을 다시 직렬로 변환하여 출력한다.

<21> 주파수 평행 채널을 가정하였을 때 기저대역(baseband) 시스템 모델은 일반적으로 하기 <수학식 1>과 같이 나타낼 수 있다.

수학식 1

<22>
$$\mathbf{y} = \mathbf{H}\mathbf{s} + \mathbf{n}$$

<23> 여기서, $\mathbf{s} = [s_1 \cdots s_{N_t}]^T$ 은 송신단에서 송신된 심볼 벡터를 나타내며, $\mathbf{y} = [y_1 \cdots y_{N_r}]^T$ 는 수신 신호 벡터를 나타낸다. $\mathbf{n}$ 은 복소 백색 가우시안 잡음 (complex AWGN) 벡터를 나타낸다. 그리고, $\mathbf{H}$ 는 $N_r \times N_t$ 의 채널 행렬을 나타내고, 행렬 내 요소들은 서로 독립적이며 평균이 0, 분산이 1인 복소 가우시안 분포를 이룬다. 그리고, 상기 $\mathbf{H}$ 는 수신기에서 완벽히 알고 있다고 가정한다.

<24> 전송되는 심볼들은 평균이 0이며 분산은 σ_s^2 이고 변조 단위가 M인 복소 성상 C 에 속한다. 또한, 잡음 벡터 $\mathbf{n}$ 의 코베리언스(covariance) 행렬은 $\sigma_n^2 \mathbf{I}$ 라고 가정한다.

<25> 본 발명에서 수신 신호는 우선 MMSE 원리에 의해 도출된 하기 <수학식 2>의 선형 필터를 거친다.

수학식 2

$$\mathbf{G} = \left(\mathbf{H}^H \mathbf{H} + \frac{\sigma_n^2}{\sigma_s^2} \mathbf{I} \right)^{-1} \mathbf{H}^H$$

<26>

<27> 여기서, $\mathbf{H}$ 는 $N_r \times N_t$ 의 채널 행렬을 나타낸다.

<28> 상기 <수학식 2>를 통해 MMSE 필터를 통해 추정된 심볼 벡터는 하기 <수학식 3>과 같다.

수학식 3

$$\tilde{\mathbf{s}} = \mathbf{G} \mathbf{H} \mathbf{s} + \mathbf{v}$$

<29>

<30> 여기서, $\mathbf{v} = [v_1 \cdots v_{N_r}]^T$ 는 필터링된 잡음 벡터로서 $\mathbf{v} = \mathbf{G} \mathbf{n}$ 이다.

<31> i 번째의 심볼 추정 값을 $\tilde{s}_i$ 라 정의하였을 때, 이는 $\tilde{s}_i = \beta_i s_i + w_i$ 로 나타낼 수 있다. $\beta_i = \mathbf{g}_i^H \mathbf{h}_i$ 은

$$w_i = \sum_{j=1, j \neq i}^{N_r} \mathbf{g}_i \mathbf{h}_j s_j + v_i$$

필터에 의해 발생하는 바이어스(bias)를, 는 남아있는 간섭과 잡음의 합을 나타낸다.

<32> 그리고, $\mathbf{g}_i$ 는 $\mathbf{G}$ 의 i번째 열을 의미하게 되는데, 여기서 w_i 를 가우시안 확률 분포로 가정하게 된다면, 이를 평균

이 0이며 분산이 $\sigma_{w,i}^2$ 인 복소 가우시안 변수라고 간주할 수 있다.

<33> 그리고, $\tilde{s}_i$ 에 대한 조건부 확률 분포 함수(PDF)는 하기 <수학식 4>와 같이 나타낼 수 있다.

수학식 4

$$p(\tilde{s}_i | s_i = \rho_m) = \frac{1}{\pi \sigma_{w,i}^2} \exp \left(-\frac{|\tilde{s}_i - \beta_i s_i|^2}{\sigma_{w,i}^2} \right)$$

<34>

<35> 여기서, $\rho_m \in C$ ($m=1, \dots, M$) 은 성상(constellation) 심볼 들 중의 하나를 나타낸다. 분산 $\sigma_{w,i}^2$ 은

$$\sigma_{w,i}^2 = \sigma_s^2 \beta_i (1 - \beta_i)$$

유도 과정에 따라 를 이용하여 얻을 수 있다.

<36> 이제 본 발명은, ML 검출 기법에서 요구되는 후보 심볼 벡터들의 검색 크기를 줄이는 기법에 대해 설명할 것이

다.

<37>

먼저, 우선 확률 임계값인 α ($0 \leq \alpha \leq 1$) 를 설정한다. 이 값은 검색할 심볼들의 범위를 결정하는 데에 사용된다. 그리고, 다음 i번째 스트림(stream)에 대하여 각각의 심볼에 대해 보정된 조건 확률을 하기 <수학식 5>를 이용하여 계산한다.

수학식 5

$$\xi_m^i \triangleq \frac{p(\tilde{s}_i | s_i = \rho_m)}{\sum_{j=1}^M p(\tilde{s}_i | s_i = \rho_j)}, \quad 1 \leq m \leq M$$

<38>

<39>

여기서, ξ_m^i 은 i번째 스트림에서 심볼 후보 ρ_m 에 대한 신뢰도(reliability)를 나타낸다.

<40>

이제 가장 신뢰성이 높은 심볼 후보들을 각각의 스트림마다 독립적으로 결정하여야 한다.

<41>

i번째 스트림에서 살아남은 심볼 후보들의 개수를 N_i 라 한다. 상기 N_i 는 보정 확률의 합이 α 보다 큰 심볼 집합의

최소 크기를 의미하며, 이 집합을 $\hat{C}_i$ 라 정의한다. 예를 들어, 만약 $\xi_1^i \geq \xi_2^i \geq \dots \geq \xi_M^i$ 이라 가정시 N_i 는 하기 <수학식 6>과 같다.

수학식 6

$$N_i = \arg \min_{1 \leq n \leq M} \left(\sum_{j=1}^n \xi_j^i \geq \alpha \right)$$

<42>

<43>

여기서, 선택된 후보 집합은 $\hat{C}_i = \{\rho_1, \dots, \rho_{N_i}\}$ 가 된다.

<44>

정해진 후보 집합들인 $\{\hat{C}_i\}_{i=1}^{N_t}$ 에서, 새로운 축소된 탐색 공간 $\hat{C} = \hat{C}_1 \times \dots \times \hat{C}_{N_t}$ 를 얻을 수 있다.

$\hat{C}$ 는 N 개의 선택된 심볼 벡터를 가지는데, 여기서 n 은 후보 심볼 벡터의 총 개수를 나타내며 이는 $\prod_{i=1}^{N_t} N_i$ 와 같다.

<45>

이제, 본 발명의 ML 검출 기법은 $\hat{C}$ 에 속하는 줄어든 전송 심볼 후보 벡터를 이용하여 하기 <수학식 7>을 이용하여 수행한다.

수학식 7

$$\hat{\mathbf{s}} = \arg \min_{\mathbf{s} \in \hat{\mathcal{C}}} \|\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{s}\|$$

<46>

<47> 여기서, $\mathbf{s} = [s_1 \dots s_{N_t}]^T$ 은 송신단에서 송신된 심볼 벡터를 나타내며, $\mathbf{y} = [y_1 \dots y_{N_r}]^T$ 는 수신 신호 벡터를 나타낸다. 그리고, $\mathbf{H}$ 는 $N_r \times N_t$ 의 채널 행렬을 나타낸다.

<48> 시뮬레이션 결과에서, 본 발명의 기법은 기존의 검출 기법보다 적은 검색량을 가지면서도 최적의 성능을 가진다.

<49> 이제, 본 발명은 soft LLR 값을 추출하는 알고리즘에 대해 설명할 것이다. 전술한 알고리즘은 채널 코딩을 이용하지 않을 때에 최적의 성능을 얻는 과정이며, 만약 채널 코딩 과정이 전체 시스템에 활용된다면 고려해야 할 몇 가지 추가적인 문제점이 발생한다.

<50> 우선 채널 코딩이 송신단에서 이루어지면 수신되는 신호는 수신단에서 LLR 값을 이용하여 복호를 수행한다. LLR 값의 정확도가 시스템의 성능에 요인을 미치는 가장 결정적인 요소 중의 하나임에도 불구하고, 기존의 SD와 QRD-M 기법에서는 효율적인 LLR 계산 알고리즘이 존재하지 않는다.

<51> 따라서, 이러한 두 기법은 부호화가 없는(uncoded) 시스템에서 거의 최적화된 성능을 자랑하면서도, 부호화 시스템에서는 오히려 기존의 간단한 수신 기법들보다도 성능이 떨어지는 문제를 야기한다.

<52> 이러한 두 기법의 성능 열화 요인은 줄어든 탐색 공간 내 후보수의 부족이다. 그러나 본 발명의 기법은 각 계층별 성능의 신뢰도에 따라 탐색 공간 $\hat{\mathcal{C}}$ 를 설정하므로 $\hat{\mathcal{C}}$ 내의 후보들이 상대적으로 정확한 LLR 값을 생성할 수 있다.

<53> 이제, 본 발명의 기법을 위한 낮은 복잡도의 LLR 추출 알고리즘에 대해 설명할 것이다.

<54> 우선 채널 코딩이 송신단에서 수행되면, 수신단에서는 수신되는 신호에 대해 하기 <수학식 8>을 이용하여 LLR(Log Likelihood Ratio)값을 구하고, 디코딩(decoding)을 수행한다.

수학식 8

$$L(b_{i,j}) = \log \frac{\sum_{\mathbf{s} \in Q_{i,j}^1} \exp\left(-\frac{\|\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{s}\|^2}{\sigma_n^2}\right)}{\sum_{\mathbf{s} \in Q_{i,j}^0} \exp\left(-\frac{\|\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{s}\|^2}{\sigma_n^2}\right)}$$

<55>

<56> 여기에서 $b_{i,j}$ 는 i 번째 스트림에서의 j 번째 비트를 나타내며, $Q_{i,j}^d$ 는 $b_{i,j}$ 값이 $d \in \{0,1\}$ 인 심볼 벡터의 집합을 의미한다.

<57> 본 발명은 복잡도가 적은 LLR 추출 알고리즘을 제안한다. 이를 위해, 상기에서 얻은 줄어든 탐색 공간 $\hat{\mathcal{C}} = \hat{\mathcal{C}}_1 \times \dots \times \hat{\mathcal{C}}_{N_t}$ 을 이용하여 LLR값을 구한다. 즉, 제한된 공간 내에서만 LLR값을 하기 <수학식 9>를 이용하여 계산한다.

수학식 9

$$L(b_{i,j}) \approx \log \frac{\sum_{\mathbf{s} \in \hat{\mathcal{C}}_{i,j}^1} \exp\left(-\frac{\|\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{s}\|^2}{\sigma_n^2}\right)}{\sum_{\mathbf{s} \in \hat{\mathcal{C}}_{i,j}^0} \exp\left(-\frac{\|\mathbf{y} - \mathbf{H}\mathbf{s}\|^2}{\sigma_n^2}\right)}$$

<58>

<59> 여기서 $\hat{\mathcal{C}}_{i,j}^d$ 는 $\hat{\mathcal{C}}$ 의 부분집합으로서 $b_{i,j}$ 값이 $d \in \{0,1\}$ 인 심볼 벡터의 집합을 의미한다.

<60> 본 발명의 기법이 탐색 공간을 극도로 줄일 수 있음은 시뮬레이션 결과 그래프에서 확인할 수 있다. 다만 이러한 경우, SD와 QRD-M이 가지게 되는 것과 유사한 문제점을 지니게 된다.

<61> 즉, 고려하는 후보의 수를 줄이는 것은 좋지만 줄어든 후보들로 LLR값을 구할 때에 특정 비트의 LLR값이 $\pm\infty$ 가 될 수 있다.

<62> 즉, $\hat{\mathcal{C}}_{i,j}^1 = \emptyset$ 또는 $\hat{\mathcal{C}}_{i,j}^0 = \emptyset$ 일 때 LLR값은 한정되지 않는다. LLR 값이 한정되지 않고 $\pm\infty$ 가 존재할 시에는, 시스템 성능을 크게 저하된다는 것은 알려진 사실이다.

<63> 따라서, 본 발명의 기법은 만약 $\hat{L}(b_{i,j}) = \pm\infty$ 라면 이에 해당하는 $b_{i,j}$ 를 MMSE 필터링으로 구하여진 LLR값으로 대체한다.

<64> 여기에서는, 추가적인 복잡도는 필요치 않는다, 그 이유는 MMSE 필터링된 LLR값인 하기 <수학식 10>을 $\hat{\mathcal{C}} = \hat{\mathcal{C}}_1 \times \dots \times \hat{\mathcal{C}}_{N_t}$ 를 구할 때에 얻은 ξ_m^i 에 대한 보정된 조건부 확률 분포값 ξ_m^i 들을 이용하여 쉽게 구할 수 있기 때문이다.

수학식 10

$$L(b_{i,j}) \approx \frac{\sum_{s_i \in Q_{i,j}^1} p(s_i | \tilde{s}_i)}{\sum_{s_i \in Q_{i,j}^0} p(s_i | \tilde{s}_i)} = \frac{\sum_{s_i \in Q_{i,j}^1} \exp\left(-\frac{|\tilde{s}_i - \beta_i s_i|^2}{\sigma_{w,i}^2}\right)}{\sum_{s_i \in Q_{i,j}^0} \exp\left(-\frac{|\tilde{s}_i - \beta_i s_i|^2}{\sigma_{w,i}^2}\right)} = \frac{\sum_{s_i \in Q_{i,j}^1} \xi_m^i |_{s_i = \rho_m}}{\sum_{s_i \in Q_{i,j}^0} \xi_m^i |_{s_i = \rho_m}}$$

<65>

<66> 여기서, $\mathbf{s} = [s_1 \dots s_{N_t}]^T$ 은 송신단에서 송신된 심볼 벡터를 나타낸다. 그리고,

<67> i 번째의 심볼 추정 값을 $\tilde{s}_i$ 라 정의하였을 때, 이는 $\tilde{s}_i = \beta_i s_i + w_i$ 로 나타낼 수 있다. $\beta_i = \mathbf{g}_i \mathbf{h}_i$ 는

$$w_i = \sum_{j=1, j \neq i}^{N_t} \mathbf{g}_i \mathbf{h}_j s_j + v_i$$

필터에 의해 발생하는 바이어스(bias)를, 는 남아있는 간섭과 잡음의 합을 나타낸다.

<68> 그리고, $\mathbf{g}_i$ 는 $\mathbf{G}$ 의 i번째 열을 의미하게 되는데, 여기서 w_i 를 가우시안 확률 분포로 가정하게 된다면, 이를 평균

이 0이며 분산이 $\sigma_{w,i}^2$ 인 복소 가우시안 변수라고 나타낼 수 있다.

- <69> 도 2는 본 발명의 실시 예에 따른 수신단의 블록 구성을 도시한 것이다.
- <70> 상기 도 2를 참조하면, 수신기 중 신호 검출을 위한 블록 구성을 도시한 것으로, 상기 수신단은 MMSE 필터(210), 후보집합 획득부(220, 225), 검출부(230), LLR부(240)로 구성된다.
- <71> 상기 MMSE 필터(210)는 수신한 신호에 대해 MMSE 필터링을 수행하여 추정하고 추정 심볼 벡터를 출력한다. 상기 MMSE 필터링 과정은 상기 <수학식 2>를 이용하고, 상기 MMSE 필터링을 수행하여 검출된 추정 심볼 벡터는 상기 <수학식 3>과 같다.
- <72> 상기 후보집합 획득부(220, 225)는 수신 스트림(i)별로 후보 집합을 선택한다.
- <73> 상기 후보 집합 선택은 상기 <수학식 5> 및 <수학식 6>을 이용하여 수신 스트림별 추정 심볼 벡터들 중 신뢰도가 확률 임계값(α) 이상인 것들을 포함하는 후보 집합을 구하는 과정을 나타낸다.
- <74> 상기 검출부(230)는 상기 후보 집합 획득부(220, 225)가 출력한 후보 집합의 전송 심볼 벡터를 기반으로 상기 <수학식 7>의 ML 검출 기법을 이용하여 최종 전송 심볼을 검출한다.
- <75> 상기 LLR(Log Likelihood Ratio)부(240)는 상기 검출부(230)가 출력한 최종 심볼 벡터를 이용하여 상기 <수학식 9>를 이용하여 soft LLR 값을 계산한다.
- <76> 만약, 상기 soft LLR 값이 $\pm\infty$ 일 경우, 상기 <수학식 10>을 이용하여 이에 해당하는 심볼을 MMSE 필터링으로 구한 soft LLR 값으로 대체한다.
- <77> 도 3은 본 발명의 실시 예에 따른 수신 단을 동작 과정을 도시한 도면이다.
- <78> 상기 도 3을 참조하면, 수신한 신호 중, 첫 번째 스트림($i=1$)(310 단계)에 대해 MMSE 필터링을 수행한다(320 단계). 상기 MMSE 필터링 과정은 상기 <수학식 2>에 나타나 있고, 상기 MMSE 필터링을 수행하여 검출된 추정 심볼 벡터는 상기 <수학식 3>과 같다.
- <79> 이후, M진 성상 심볼을 구하기 위해 상기 <수학식 5>를 이용하여 수신 스트림 별 추정 심볼 벡터들의 신뢰도의 확률을 계산하는 과정(340 단계)을 반복한다(330~350 단계).
- <80> 이후, 상기 <수학식 6>을 이용하여 상기 신뢰도의 확률 값이 확률 임계값(α) 이상인 것들을 포함하는 후보 집합을 구한다(360 단계). 그리고, 이 과정을 모든 스트림에 대해 수행한다. 즉, 현재의 스트림이 마지막 스트림이 아닌 경우(370 단계), 다음 스트림에 대해(365 단계) 상기의 과정(330~ 360단계)을 반복한다.
- <81> 이후, 상기 <수학식 7>에 따라 상기 후보 집합의 전송 심볼 벡터를 기반으로 ML 검출 기법을 이용하여 최종 전송 심볼 벡터를 검출한다(380 단계).
- <82> 이후, 상기 최종 전송 심볼 벡터에 대해 상기 <수학식 9>를 이용하여 soft LLR 값을 계산한다(390 단계). 이 과정에서, 상기 soft LLR 값이 $\pm\infty$ 일 경우, 상기 <수학식 10>을 이용하여 이에 해당하는 심볼을 MMSE 필터링으로 구한 soft LLR 값으로 대체한다.
- <83> 이후, 본 발명에 따른 알고리즘을 종료한다.
- <84> 이제, 주파수 평행 채널에서 본 기법의 성능을 분석한 결과를 서술하고, 이어서 이를 3GPP-LTE(3rd Generation Partnership Project - Long Time Evolution)의 단말 수신 기법으로 적용하였을 때 얻어진 결과에 대해 설명할 것이다.
- <85> 비교 대상의 QRM-MLD 알고리즘은 M 파라미터를 M, 0.75M, 0.5M으로 하여 시뮬레이션하도록 하며, SD 알고리즘의 반지름(Radius)은 낮은 SNR과 높은 SNR에서 모두 최적의 성능을 낼 수 있도록 충분히 크게 설정한다. 안테나 개수는 $N_t=N_r=4$ 로 설정한다.
- <86> 도 4는 본 발명의 실시 예에 따른 4x4, 4QAM에서 BER 성능 비교 그래프를 도시한 것이다.
- <87> 상기 도 4는 4QAM에서 여러 기법들의 성능을 비교한 것이다. 본 발명은 QRM-MLD에서 M값이 4일 때, 그리고 SD기법을 사용할 때와 거의 같은 성능을 보인다.

- <88> 또한, 본 발명은 BER 10^{-4} 에서 $\alpha=0.9995$ 일 때 최적의 성능을 보인다. 그리고, $\alpha=0.9999$ 일 때에도 거의 비슷한 성능을 얻을 수 있다. 본 발명은 MMSE 오더링(ordering)을 적용한 VBLAST 기법에 비해 무려 약 5dB의 이득을 얻을 수 있다.
- <89> 도 5는 본 발명의 실시 예에 따른 4x4, 16QAM에서 BER 성능 비교 그래프를 도시한 것이다.
- <90> 상기 도 5는, 16QAM에서 여러 기법들의 BER 그래프를 도시한 것이다. 여기에서도 본 발명은 BER 10^{-4} 를 기준으로 하여 QRM-MLD에서 M값이 16일 때, 그리고 SD기법을 사용할 때와 거의 같은 성능을 얻는다.
- <91> 따라서, 본 발명은 $\alpha=0.9995$ 일 때 최적의 성능을 보임을 알 수 있다. 또한 α 를 0.999로 낮추었을 때에도 SD와 비교해 약 1dB 내에서 성능을 보장받을 수 있다.
- <92> 그리고, 본 발명은 VBLAST와 비교해서도 이득이 증가하여 약 13dB의 이득을 기대할 수 있다. 즉 본 발명의 성능은 QRM-MLD가 M값에 대하여 급격한 성능 열화를 보이는 것과는 달리 α 값에 대하여 비교적 적은 성능 변화를 보인다.
- <93> 복잡도를 비교하기 위해서 각 기법마다 검색 후보들의 개수와 실수 곱셈 연산수의 평균적인 값을 하기 <표 1>에 나타내었다. 하기 <표 1>에서 동작하는 SNR은 BER 10^{-4} 를 얻을 때가 기준이고, 4QAM과 16QAM에 대해서는 각각 18dB와 26dB를 기준으로 설정하였다.

표 1

기법	4QAM (18dB)		16QAM (26dB)	
	# of cand.	# of mult.	# of cand.	# of mult.
MLD	256	2304	65536	525312
SD R=20	69.7	629.49	159.3	1460
QRM-MLD M=M	52	408	784	5088
QRM-MLD M=0.75M	40	312	592	3840
QRM-MLD M=0.5M	28	216	400	2592
Proposed $\alpha = 0.9995$	3.95	116.4	77.91	739.7
Proposed $\alpha = 0.999$	3.45	110.0	60.88	598.4

- <94> 상기 <표 1>에서와 같이, 본 발명은 기존의 near-ML 기법들보다 같은 성능을 얻는 데에 훨씬 적은 복잡도를 필요로 한다.
- <95> 만약 4QAM에서 $\alpha = 0.9995$ 를 가정시, QRM-MLD에서 M=4일때와 비교하여 검색 후보와 실수 곱셈 연산 수가 각각 92.4%와 71.5% 감소될 것임을 평균적으로 기대할 수 있으며, 16QAM에서는 QRM-MLD M=16과 비교시 90.1%의 검색 후보와 85.5%의 실수 곱셈 연산 수를 절약할 수 있다.
- <96> SD와 비교해서도 복잡도 면에서 확실한 비교 우위를 점하고 있다. 이러한 복잡도는 α 값을 0.999로 낮추면서 더욱 줄일 수 있다.
- <97> 또한 채널 코딩을 이용하여 실제 시스템에서 더욱 성능을 향상시킬 수 있는데, 이는 LLR(log likelihood ratio) 값을 얼마나 정확히 추출하는지에 따라 이득의 차이가 큰 특징이 있다. 본 발명은 α 값에 의해 선택된 후보들만을 이용하여 각 비트에 따른 LLR값을 계산한다. 상기 LLR값이 부족한 비트가 발생할 시에는 기존의 MMSE 필터링에서 얻은 LLR 값을 대신 채운다.
- <98> 도 6는 본 발명의 실시 예에 따른 2x2, 16QAM에서 PER 성능 비교 그래프를 도시한 것이다.
- <99> 상기 도 6을 참조하면, 2X2 16QAM 시스템에서 3/4 코드율에 대한 성능 그래프를 나타낸 것이다. 화살표가 가리키는 값은 각 SNR에서 필요한 평균적인 후보 수이다.
- <100> MLD는 SNR에 관계없이 모두 256개의 후보를 고려하는 반면, 본 발명의 기법은 SNR 19dB와 20dB를 기준으로 $\alpha = 0.997$ 에서 각각 10.0개와 8.2개를 고려하며, $\alpha=0.997$ 에선 각각 9.0개와 7.4개를 고려한다. 이 경우, 성능은 MLD와 비교하여 BER 10^{-4} 에서 약 1dB 내를 유지한다.
- <101> 이는 채널 코딩을 사용하는 시스템에서 쓰이는 향상된 VBLAST 알고리즘과 비교하여도 약 2dB정도의 명확한 성능

우위를 보인다. 아울러 MMSE 수신기보다 약 3dB이상의 이득을 기대할 수 있음을 알 수 있다.

- <103> 도 7은 본 발명의 실시 예에 따른 4x4, 4QAM에서 PER 성능 비교 그래프를 도시한 것이다.
- <104> 상기 도 7을 참조하면, 9dB와 10dB를 기준으로 평균 고려 후보 수를 고려하면, MLD는 여전히 SNR에 관계없이 모두 256개의 후보를 고려하는 반면 본 발명의 기법은 $\alpha=0.99$ 에서 각각 16.6개와 12.3개를 고려하며, $\alpha=0.97$ 에서 예선 각각 9.7개와 7.4개를 고려한다.
- <105> 이는 같은 스펙트럼 효율(spectral efficiency)를 맞추기만 한다면 안테나의 수에 무관하며 여전히 비슷한 경향의 낮은 복잡도로 최적의 성능을 기대할 수 있음을 의미한다.
- <106> 또한, 향상된 VBLAST 알고리즘에 비해 약2dB를 얻으며 MMSE수신기와의 성능차는 약 5dB에 육박한다. 즉, 안테나의 수를 높여도 이러한 경향은 유지됨을 알 수 있다.
- <107> 구현 관점에서는 매 실행마다 고려할 수 있는 후보 수에 클리핑(clipping)을 하는 것이 유리하다.
- <108> 도 8은 본 발명의 실시 예에 따른 2X2, 16QAM에서 클리핑시의 PER 성능 열화 정도를 도시한 그래프이다.
- <109> 상기 도 8을 참조하면, 2X2 16QAM 3/4 코드 율의 시스템에서 최대 고려할 수 있는 후보 수를 50개로 한정된 경우이다. 만약 ML에 의한 LLR 계산시 50개가 넘는 후보 수를 고려해야 한다면 MMSE에 의한 LLR값을 그대로 사용하는 방법을 택하였다.
- <110> 어느 정도의 성능 열화가 있음을 직관적으로 확인할 수 있지만, α 값을 0.997로 설정하였을 때, 클리핑시에 성능 열화가 클리핑을 하지 않았을 때와 비교하여 그리 크지 않음을 알 수 있다.
- <111> 도 9는 본 발명의 실시 예에 따른 4X4, 4QAM에서 클리핑시의 PER 성능 열화 정도를 도시한 그래프이다.
- <112> 상기 도 9를 참조하면, 4X4 4QAM 3/4 코드율의 결과이며, $\alpha=0.99$ 에서 최대 고려할 수 있는 후보 수를 50개로 한정하였을 때의 성능을 나타낸다.
- <113> 상기 도 9에서 확인할 수 있듯이, 특별한 LLR 보정 없이 기존의 클리핑을 사용하는 것만으로도 성능의 열화는 그리 크지 않음을 알 수 있다. 고려되는 평균 후보 수 또한 클리핑 전의 후보 수와 비교하여 그 수가 감소하여, 9dB와 10dB를 기준으로 평균 12.2개와 9.9개만을 고려하게 된다.
- <114> 그러나 상기 도 8 및 도 9의 결과는 본 발명의 기법이 평균 후보 수에서 뿐만 아니라 각 후보들의 신뢰도(reliability)관점에서도 기존의 near-ML 기법보다 효율적임을 알 수 있다.
- <115> 그러나, 실제 구현시에는 시스템의 평균 복잡도보다 최대 복잡도가 더욱 중요할 경우가 있다. 따라서 제안된 기법을 클리핑을 통해 최대 복잡도가 제한된 경우에서 실험하였다.
- <116> 상기 도 8과 상기 도 9는 특히 4x4에서 LLR의 보정 없이도 ML과 0.5dB 이내의 성능 차를 유지함을 알 수 있고, 이러한 사실은 높은 코드 율에서 본 발명의 near-ML 최적성을 나타냄을 알 수 있다.
- <117> 따라서, 일반적으로 줄어든 후보수의 영향은 채널 코드를 적용한 시스템에서 LLR 값의 심각한 성능 열화를 낳는데 비하여, 본 발명은 모든 환경에서 훨씬 적은 심볼 후보를 고려하여 ML의 최적화된 기법과 큰 차이 없는 성능을 보임을 알 수 있다.
- <118> 한편 본 발명의 상세한 설명에서는 구체적인 실시 예에 관해 설명하였으나, 본 발명의 범위에서 벗어나지 않는 한도 내에서 여러 가지 변형이 가능함은 물론이다. 그러므로 본 발명의 범위는 설명된 실시 예에 국한되어 정해져서는 아니 되며 후술하는 특허청구의 범위뿐만 아니라 이 특허청구의 범위와 균등한것들에 의해 정해져야 한다.

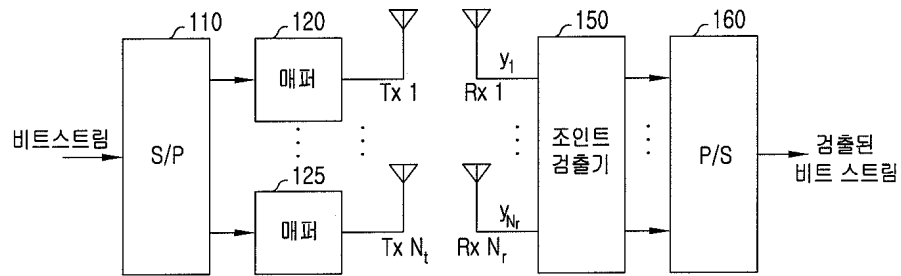
도면의 간단한 설명

- <119> 도 1은 본 발명의 실시 예에 따른 다중 안테나를 구비한 시스템 모델을 간략히 도시한 도면,
- <120> 도 2는 본 발명의 실시 예에 따른 수신단의 블록 구성을 도시한 도면,
- <121> 도 3은 본 발명의 실시 예에 따른 수신단을 동작 과정을 도시한 도면,
- <122> 도 4는 본 발명의 실시 예에 따른 4x4, 4QAM에서 BER 성능 비교 그래프를 도시한 도면,
- <123> 도 5는 본 발명의 실시 예에 따른 4x4, 16QAM에서 BER 성능 비교 그래프를 도시한 도면,

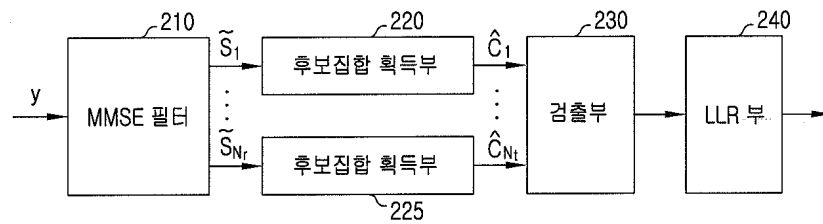
- <124> 도 6는 본 발명의 실시 예에 따른 2x2, 16QAM에서 PER 성능 비교 그래프를 도시한 도면,
 <125> 도 7은 본 발명의 실시 예에 따른 4x4, 4QAM에서 PER 성능 비교 그래프를 도시한 도면,
 <126> 도 8은 본 발명의 실시 예에 따른 2X2, 16QAM에서 클리핑시의 PER 성능 열화 정도를 도시한 도면, 및,
 <127> 도 9는 본 발명의 실시 예에 따른 4X4, 4QAM에서 클리핑시의 PER 성능 열화 정도를 도시한 도면.

도면

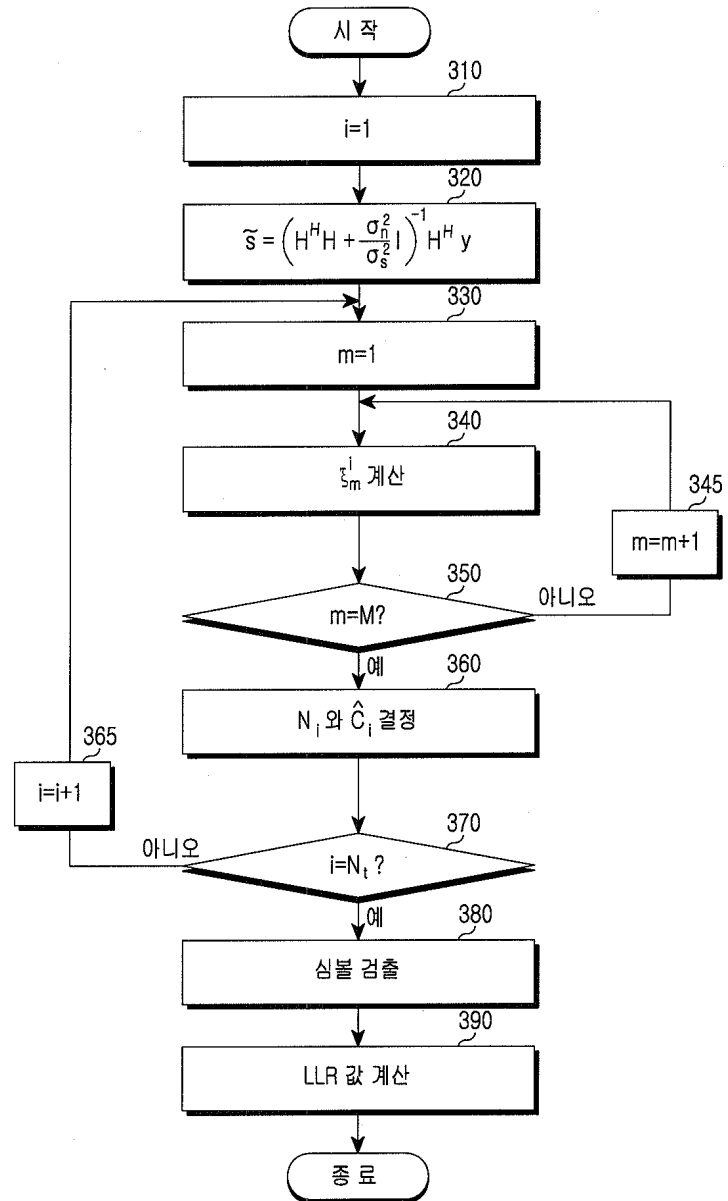
도면1



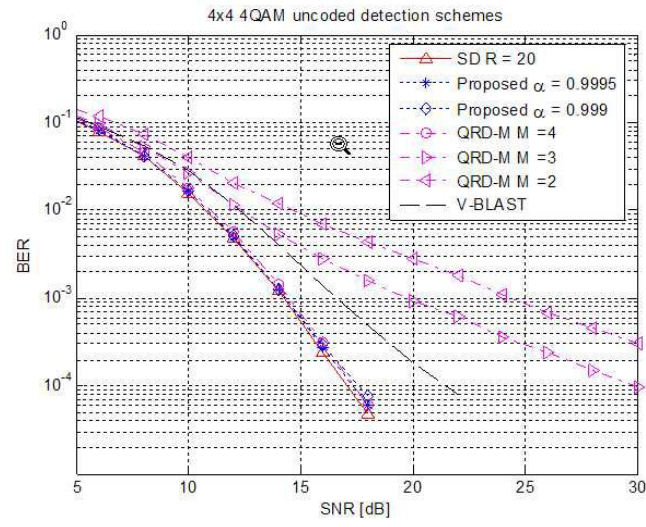
도면2



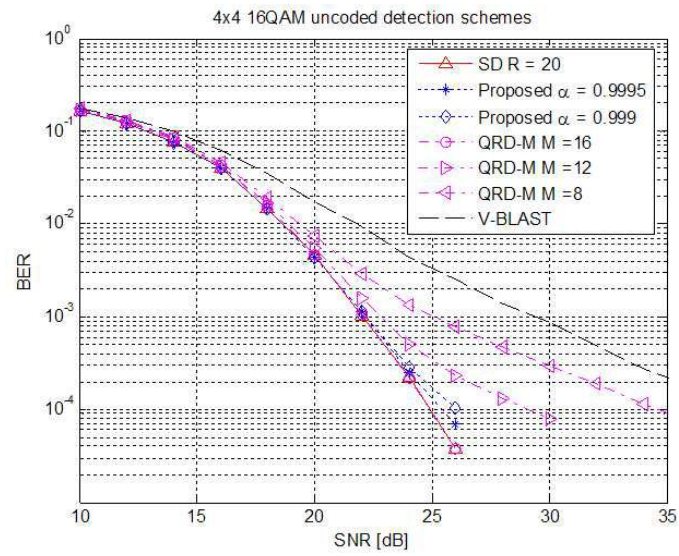
도면3



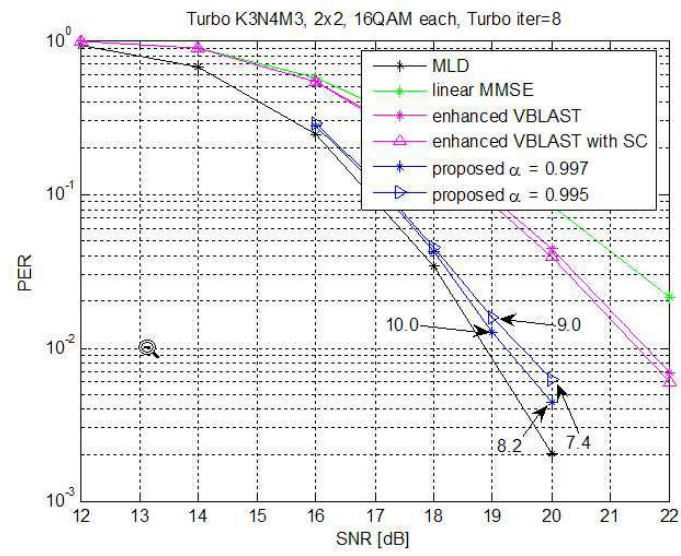
도면4



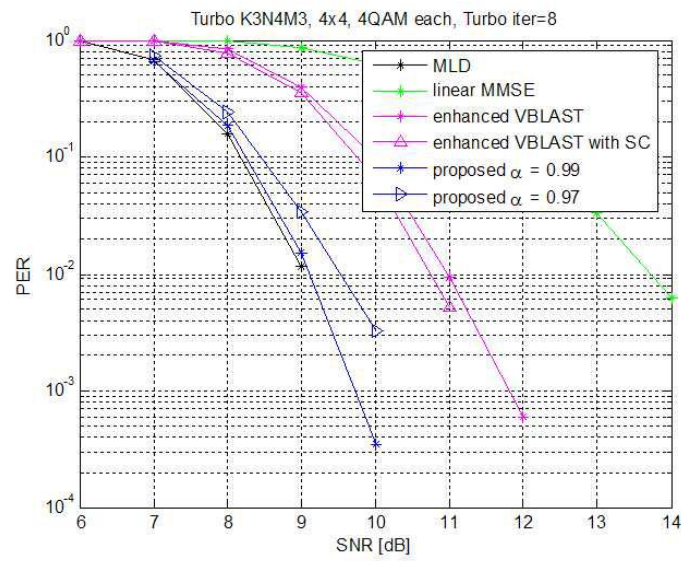
도면5



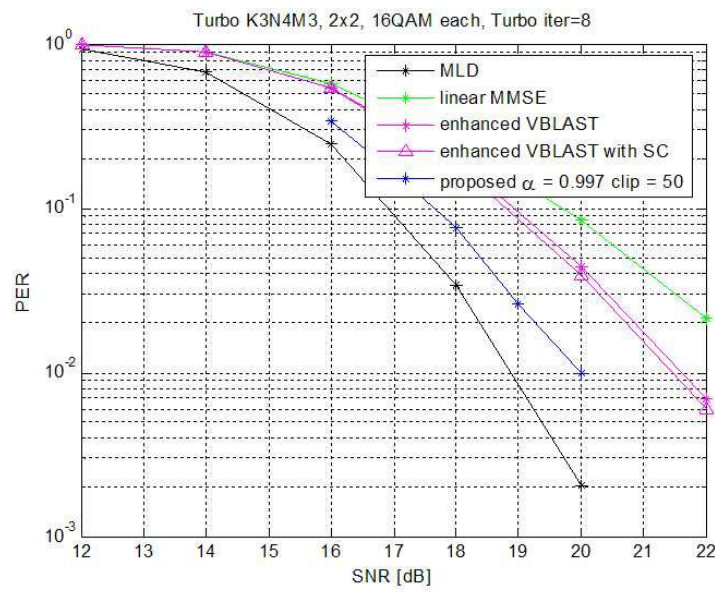
도면6



도면7



도면8



도면9

