Gradient 탐색에 기초한 CDMA 다중사용자 검출과 전력 추정

정회원 최 양 호*

Gradient-Search Based CDMA Multiuser Detection with Estimation of User Powers

Yang-Ho Choi* *Regular Member*

요 약

다중사용자 검출(multiuser detection)은 기존의 정합필터 방식에 비해 CDMA 시스템의 용량을 크게 증가시키고, 서비스 품질을 향상시킬 수 있는 기술이다. 본 논문에서는 gradient search(GS)에 기초하여 ML(maximu likelihood) metric을 간단히 계산할 수 있는 방법을 소개한다. ML 검출을 위해서는 사용자 확산부호 뿐만 아니라 전력도 알아야한다. 사용자 전력이 알려져 있지 않은 경우, 전력과 데이터를 동시에 추정하는 방법을 제시하였다. 제시한 방법으로 정확히 전력을 알고 데이터를 검출하는 GS 방식과 거의 동일한 성능을 얻을 수 있음을 컴퓨터 시뮬레이션 결과는 보여준다.

Key Words : CDMA, Multiuser detection, Maximum likelihood, Power estimation

ABSTRACT

Multiuser detection can significantly increase system capacity and improve service quality compared with the existing matched filter. In this paper, we introduce an method which efficiently calculates the maximum likelihood (ML) metric based on the gradient search (GS). The ML detection needs user powers as well as their spreading codes. A method is also proposed that allows us to detect data bits with the estimation of user powers when they are unknown. Computer simulation shows that the proposed method can nearly achieve the same performance as the GS with perfectly known user powers.

Ⅰ. 서 론

CDMA(code division multiple access)는 큰 시스템 용량을 가질 수 있고, 다중경로 페이딩에 대한 대응력이 우수할 뿐만 아니라 유연성과 보안성인 좋은 기술로 평가받고 있으며, 영상, 텍스트 등 무선멀티미디어 서비스 제공에 효율적인 방식으로 인식되고 있다[1, 2]. 기존의 정합필터(matched filter) 방식에 비해, 다중사용자 검출(multiuser detection)은 기본적으로 타 사용자로부터의 간섭을 배제할 수 있어, 시스템 용량을 크게 증가 시킬 수 있고, CDMA 사용자의 원근(near-far)에 따라 정밀한 전력제어를 해야 하는 까다로운 문제를 피할 수 있다[3-5]. 관찰된 샘플이 주어졌을 때 조건부 확률을 최대로 하는 ML (maximum likelihood) 원리에 기초하여 다중사용자 검출을 할 수 있다[5]. 이 방식은 최소 BER(bit error rate)을 갖는 성능을 얻을 수 있지만, 계산양이 사용자 수에 지수적으로 증가하여 사용자가 적은 경우 이외에는 적용하기가 곤란하다.

Gradient search(GS) 방법을 통해 계산상의 복잡

※ 본 연구는 2005년도 강원대학교 학술연구조성비로 연구하였음.
* 강원대학교 전기전자공학부 (yhochoi@kanwon.ac.kr)
논문번호 : KICS2006-05-197, 접수일자 : 2006년 5월 4일, 최종논문접수일자 : 2006년 9월 6일

함을 극복할 수 있다[6]. GS 방법에서는 특정 반경을 갖는 Hamming sphere 내에서 ML metric을 가장 크게 하는 데이터 벡터를 찾고, 찾은 벡터를 중심으로 하는 Hamming sphere를 다시 정의하여 같은 방법으로 데이터 벡터를 찾는 과정을 반복한다. Bit-flipping[7]을 통해 ML metric을 최대화하는 방법은 GS 방법의 특별한 경우에 해당한다. 참고문헌 [6]에 따르면 어떤 CDMA 시스템 환경에서 이와 같은 GS 방식으로 거의 최적해와 같은 성능을 얻을 수 있음을 보여준다. GS 방법을 포함, ML 검출 방법을 적용하기위해서는 사용자 확산부호에 대한 정보뿐만 아니라 사용자 전력에 대한 정보도 필요하여, 사용자 전력이 사전에 알려져 있지 않은 경우 GS 방법을 적용 할 수 없다.

본 논문에서는 GS 탐색을 이용하여 효율적으로 ML metric을 계산하는 다중사용자 알고리즘을 소개한다[8]. 각 단계에서 $O(K)$ 덧셈만을 필요로 하며, 이는 최근에 소개된 k-opt 탐색 알고리즘[9]과 계산양이 같다. 사용자 전력이 알려져 있지 않은 경우에도 ML 검출을 하기위해 전력/데이터를 결합 추정하는 방법을 제시한다. 데이터 초기 값으로부터 전력을 추정하고, 추정된 전력으로부터 데이터를 추정한다. 이러한 상호 반복추정을 데이터 추정치가 같아질 때까지 계속된다. 작은 회수의 반복계산으로 전력/데이터 결합 추정을 할 수 있으며, 특히 SNR(signal-to-noise ratio)이 큰 경우, 거의 한번 만의 반복으로 결합추정을 할 수 있다. 제시한 결합 추정 방법은 정확히 전력이 알려진 GS 방법과 거의 같은 성능을 얻을 수 있다.

Ⅱ. 시스템 모델링 및 ML 검출

K명의 사용자가 이용하고 있는 CDMA 시스템을 생각한다. k번째 사용자의 데이터심벌 $b_k(t)$는 2진 확산부호(spreading code)에 의해 확산된다. k번째 사용자에 대한 확산부호는

$$s_k(t)=\sum_{n=1}^{N} c_k(n)\, p_{T_c}(t-(n-1)T_c) \qquad (1)$$

와 같이 표현된다. 여기서 N은 처리이득(processing gain), $c_k(n)\in\{-1,\ 1\}$은 k번째 사용자의 n번째 칩, T_c는 칩 주기, $p_T(t)$는 폭이 T, 크기가 1인 구형파 펄스를 나타낸다.

본 논문에서 제안하는 알고리즘은 동기식뿐만 아니라 비동기 CDMA에도 적용할 수 있다. 알고리즘 원리를 쉽게 설명하고 관련 이론의 간편한 전개를 위해 CDMA 시스템은 동기식이라 생각한다. 수신된 기저대역 등가 신호(received equivalent baseband signal) $r(t)$는 다음처럼 나타낼 수 있다.

$$r(t)=\sum_{j}\sum_{k=1}^{K} A_k^{(j)} b_k^{(j)} s_k(t-(j-1)T_s)+n(t) \qquad (2)$$

여기서 $A_k^{(j)}$는 j번째 심벌구간에서 k번째 사용자의 진폭, $b_k^{(j)}\in\{-1,\ 1\}$는 j번째 데이터 비트, T_s는 데이터 심벌의 주기이다. $n(t)$는 백색 가우시안 잡음(white Gaussian noise)으로 전력 밀도가 $N_0/2$이다. j번째 데이터 심벌 구간에서 정합필터 뱅크(matched filter bank)의 표본화 출력은 아래와 같이 주어진다.

$$\begin{aligned} y^{(j)} &= [\,y_1^{(j)},\ \cdots,\ y_K^{(j)}\,]^T \\ &= R\,A^{(j)}\,b^{(j)}+n^{(j)} \end{aligned} \qquad (3)$$

여기서 위첨자 T는 전치(transpose)를 나타내며,

$$y_k^{(j)}=\frac{1}{T_s}\int_{(j-1)T_s}^{jT_s} s_k^{(j)}(t-(j-1)T_s)\,r(t)\,dt \qquad (4)$$

$$A^{(j)}=\mathrm{diag}\,(A_1^{(j)},\ \cdots,\ A_K^{(j)}) \qquad (5)$$

$$b^{(j)}=[\,b_1^{(j)},\ \cdots,\ b_K^{(j)}\,]^T \qquad (6)$$

$$n^{(j)}=[\,n_1^{(j)},\ \cdots,\ n_K^{(j)}\,]^T \qquad (7)$$

$$n_k^{(j)}=\frac{1}{T_s}\int_{(j-1)T_s}^{jT_s} s_k(t-(j-1)T_s)\ n(t)dt$$

이고, R은 K x K 확산부호 상관행렬로 이 행렬의 $(k_1,\ k_2)$ 요소는

$$R_{k_1,k_2}=\frac{1}{T_s}\int_0^{T_s} s_{k_1}(t)s_{k_2}(t)dt \qquad (8)$$

와 같이 주어진다. 식(3)의 벡터를 P개를 연결하면

$$\begin{aligned} y &= [\ y^{(1)T},\ \cdots,\ y^{(P)T}\ ]^T \\ &= R_P\,A_P\,b+n \end{aligned} \qquad (9)$$

와 같이 주어지고, 여기서

$$R_P=\mathrm{diag}\,[\ R,\ \cdots,\ R] \qquad (10)$$

$$A_P = \mathrm{diag}[A^{(1)}, \ldots, A^{(P)}] \quad (11)$$

$$b = [b^{(1)^T}, \ldots, b^{(P)^T}]^T \quad (12)$$

이다. 채널의 특성은 서서히 변해서 수신신호 진폭은 P심벌주기 동안 같다고 가정한다. 즉,

$$A^{(1)} = \cdots = A^{(P)} = A \quad (13)$$

$$A = \mathrm{diag}[A_1, \ldots, A_K] \quad (14)$$

입력 잡음 $n(t)$는 가우시안 랜덤 프로세스이므로, 출력 잡음벡터 n은 가우시안 확률밀도 함수를 가진다. ML 방식에서는 log likelihood 함수를 최대가 되도록 데이터 비트를 추정한다. 진폭이 알려져 있지 않았을 경우, log likelihood 함수 $\lambda(b, a)$는

$$\lambda(b, a) = 2\, b^T A_P y - b^T A_P R_P A_P b \quad (15)$$

와 같이 표현된다. 여기서 a는 K 차원 벡터로

$$a = [A_1, \cdots, A_K] \quad (16)$$

이다. 식(10)-(13)을 이용하여 $\lambda(b, a)$는 다음처럼 쓸 수 있다.

$$\lambda(b, a) = 2\sum_{j=1}^{P} b^{(j)^T} A\, y(j) - \sum_{j=1}^{P} b^{(j)^T} A\, R\, A\, b^{(j)} \quad (17)$$

Ⅲ. 다중사용자 검출

3.1 진폭이 알려져 있는 경우

진폭이 알려져 있다면, b에 대해서만 log likelihood 함수를 최대로 하면 된다. 따라서 likelihood 함수 $\lambda(b, a)$는 b만의 함수 $\lambda(b)$로 되며, 검출하고자 하는 데이터 심벌주기 동안의 수신샘플 만으로 ML 검출할 수 있다. 검출하고자 하는 데이터 비트들을 첫 번째 데이터 벡터라 하자. 이 때, ML 수신기는 다음과 같이 데이터 벡터를 추정한다.

$$\hat{b} = \arg \max_{b} \lambda(b) \quad (18)$$

여기서

$$b = b^{(1)}$$
$$\lambda(b) = 2\, b^T A y - b^T A R A b$$

이다. 식(18)은 조합 2차(combinational quadratic) 문제로 정확한 해는 b에 대한 모든 가능한 조합에 대해 계산하는 것이 요구되어 복잡도는 사용자 수 K에 대해 지수적으로 증가한다. K가 커지면 계산이 매우 복잡하여 정확한 해를 구하는 것은 불가능하다.

GS 알고리즘은 최적 해 대신에 준 최적 해(suboptimal solution)를 구함으로써 복잡한 계산을 크게 경감하고 있다[6]. 이 알고리즘에서는 반복계산(iteration)을 통해 구하고자 하는 해에 접근해 간다. l 번째 반복단계에서는 바로 전에 추정된 데이터 벡터 $\hat{b}^{l-1}$로부터 다음처럼 추정한다.

$$\hat{b}^{l} = \arg \max_{H(b - \hat{b}^{l-1}) \le q} \lambda(b) \quad (19)$$

여기서 arg는 인수(argument)를 의미하고, $H(\cdot)$ 인수에 대한 Hamming weight를 나타낸다. 구의 중심은 전 단계에서 구한 추정 벡터 $\hat{b}^{l-1}$이고 반경이 q인 Hamming sphere에서 $\lambda(b)$를 최대로 하는 벡터가 $\hat{b}$이다. 초기 추정 벡터 $\hat{b}^0$를 구한 후, 각 단계에서 $(2^q - 1)$ 조합에 대해 metric 계산이 필요하다. 만약 $q = K$이면 모든 조합에 대해 탐색하는 경우로 최적 해를 구할 수 있지만 앞에서 설명한 대로 계산이 매우 복잡해진다. $q = 1$일 때가 가장 간단하다. $q = 1$일 때 효율적으로 metric의 반복계산 방법을 아래 제시한다.

$\lambda(b)$는 아래처럼 나타낼 수 있다.

$$\lambda(b) = 2\, b^T y' - b^T R' b \quad (20)$$

여기서

$$y' = A y \quad (21)$$

$$R' = A R A \quad (22)$$

R'의 (k_1, k_2) 요소를 $r_{k_1 k_2}'$와 같이 나타낸다. $\lambda(b)$에서 R'의 대각요소인 r_{kk}'(k =1, …, K)에 곱해지는 항은 b의 요소와 무관하므로 이를 0으로 놓아도 무방하다. R'의 대각요소 모두를 0으로 한 행렬을 $R'_{(0)}$이라하면, $\hat{b}$ 은

$$\hat{b} = \arg \max_{b} \lambda_{(0)}(b) \quad (23)$$

와 같이 구할 수 있고,

$$\lambda_{(0)}(b) = 2\, b^T y' - b^T R'_{(0)} b \qquad (24)$$

이다. 1 번째 반복단계에서는 전 단계에서 구한

$$\hat{b}_i^{l-1} = [\ \hat{b}_1^{l-1},\ \cdots,\ \hat{b}_K^{l-1}]^T \qquad (25)$$

를 가지고 $\hat{b}^l$을 구한다 [8]. i 번째 탐색 벡터 b_i^l는 $\hat{b}^{l-1}$과 i 번째 비트만 다르다.

$$b_i^l = [\ \hat{b}_1^{l-1},\ \cdots,\ \hat{b}_{i-1}^{l-1},\ -\hat{b}_i^{l-1},\ \hat{b}_{i+1}^{l-1},\ \cdots,\ \hat{b}_K^{l-1}]^T \qquad (26)$$

이 때, 다음처럼 likelihood 차에 비례하는 값 ξ_i^l을 구하여 1 번째 단계에서 metric을 최대로 하는 벡터 $\hat{b}^l$을 구할 수 있다.

$$\xi_i^l = \frac{1}{4}\left[\lambda_{(0)}(b_i^l) - \lambda_{(0)}(\hat{b}_i^{l-1})\right] \qquad (27)$$

식(25)는

$$b_i^l = b^{l-1} + c_i^l \qquad (28)$$

와 같이 나타낼 수 있다. 여기서

$$c_i^l = [0,\ \cdots, 0,\ -2\hat{b}_i^{l-1}, 0,\ \cdots,\ 0]^T \qquad (29)$$

이다. 식 (24), (25), (28)을 식(27)에 대입하면

$$\xi_i^l = -\frac{1}{2}\ c_i^{lT}\, g^{l-1} \qquad (30)$$

처럼 주어지고,

$$g^{l-1} = -y' + R'_{(0)}\hat{b}^{l-1} \qquad (31)$$

이다. $\hat{b}^{l-1}$과 $\hat{b}^{l-2}$는 한 비트만 다르며, 다른 비트를 d_{l-1}번째 비트라 하자. $\hat{b}^{l-1}$과 $\hat{b}^{l-2}$은

$$\hat{b}^{l-1} = \hat{b}^{l-2} + e^{l-1}, \quad l \geq 2 \qquad (32)$$

과 같은 관계를 가지며, e^{l-1}은 d_{l-1}번째 비트가 $2\hat{b}_{d_{l-1}}^{l-1}$이고 나머지 요소는 모두 0인 벡터이다. 식(32)를 (31)에 대입하면

$$g^{l-1} = [g_1^{l-1},\ g_2^{l-1},\ \cdots,\ g_K^{l-1}]^T = g^{l-2} + 2\hat{b}_{d_{l-1}}^{l-1} r'_{(0)d_{l-1}} \qquad (33)$$

와 같이 주어진다. 여기서 $r'_{(0)n}$은 $R'_{(0)}$의 n 번째 열을 나타낸다. 식(30)은

$$\xi_i^l = \hat{b}_i^{l-1} g_i^{l-1} \qquad (34)$$

와 같이 표현된다.

식(34)와 같이 ξ_i^l에 대한 간단한 식을 유도하였고, 식(33)에 의해 g^{l-1}을 효과적으로 구함에 따라 계산양이 경감된다. 만약 단계 m에서 $i=1,\ \cdots,\ K$ 모두에 대해 0 보다 큰 ξ_m^l이 없다면 m 번째 단계에서 알고리즘은 종료되고 구하는 해 $\hat{b}$은 $\hat{b} = \hat{b}^{m-1}$이다. 이 경우 $\hat{b}^m$은 $\hat{b}^{m-1}$과 같다. 초기 추정치 $\hat{b}^0$이 주어졌을 때, 제안한 알고리즘은 첫 단계를 제외한 각 단계에서 많아야 2K-2 번의 덧셈을 요구한다. 첫 단계에서는 g^0의 계산에 K^2의 덧셈이 필요하다. 매 단계 마다 K(K-1) 번의 덧셈을 요구하는 기존의 GS 방법[6]에 비해 제안한 방식은 계산양이 매우 적으며, 최근에 소개된 k-opt 탐색 알고리즘[7]과 계산양이 같다.

3.2 진폭이 알려져 있지 않은 경우

진폭이 알려져 있지 않은 경우, 진폭의 추정 없이 decorrelator로 데이터 벡터를 복원할 수 있다. 그러나 decorrelator는 ML에 기초한 방식에 비해 성능이 열등하다. 진폭과 데이터 벡터를 ML 방식에 의거 추정하려면 b가 2진 데이터라는 제한 아래서 $\lambda(b, a)$를 최소화해야 한다. $\lambda(b, a)$의 최소화는 b, a 각각에 대해 $\lambda(b, a)$를 최소화 한다. 진폭에 대한 추정치가 주어졌다면, 위에서 설명한 '진폭이 알려진 경우'에 대한 알고리즘을 적용하여 데이터 벡터를 추정한다. 새롭게 추정된 데이터 벡터를 가지고 진폭을 다시 추정하고 새로이 얻은 진폭 추정치를 가지고 데이터 벡터를 다시 추정한다. 이러한 과정을 새롭게 추정된 데이터 벡터가 전에 추정된 데이터 벡터와 같을 때까지 반복한다. a가 주어졌을 때, 데이터 벡터를 구하는 방법은 전 절에서 이미 제시하였다. 여기서는 데이터 벡터에 대한 추정치 $\hat{b}$ 이 주어졌을 때 진폭을 구하는 방법을 설명한다.

진폭을 구할 때는 ML metric 계산에서 R의 대각요소와 전력이 곱해진 항이 진폭에 대해 상수가 아

니므로, $\lambda_{(0)}(b, a)$ 대신, $\lambda(b, a)$를 이용한다. 식(17)과 $b^{(j)}A = B^{(j)}a$ 관계를 이용하여, $\lambda(\hat{b}, a)$는 다음처럼 쓸 수 있다.

$$\lambda(\hat{b}, a) = 2\, a^T \sum_{j=1}^{P} \hat{B}^{(j)} y - a^T \sum_{j=1}^{P} \hat{B}^{(j)} R\, \hat{B}^{(j)} a \quad (35)$$

여기서

$$\hat{B}^{(j)} = \underset{j=1,\cdots,P}{\mathrm{diag}}[\, \hat{b}_1^{(j)}, \cdots, \hat{b}_K^{(j)}] \quad (36)$$

이다. $\lambda(\hat{b}, a)$를 a에 대해 미분하면

$$\frac{\partial \lambda(\hat{b}, a)}{\partial a} = 2 \sum_{j=1}^{P} \hat{B}^{(j)} y - 2 \sum_{j=1}^{P} \hat{B}^{(j)} R\, \hat{B}^{(j)} a \quad (37)$$

와 같고, $\lambda(\hat{b}, a)$를 최소로 하는 a인 $\hat{a}$ 을 구하면

$$\hat{a} = [\sum_{j=1}^{P} \hat{B}^{(j)} R\, \hat{B}^{(j)}]^{-1} \sum_{j=1}^{P} \hat{B}^{(j)} y \quad (38)$$

와 같이 구해진다. 구해진 $\hat{a}$을 가지고 III.1 에 기술된 GS 알고리즘을 통해 다시 $\hat{b}$을 추정한다. 새롭게 추정된 데이터 벡터가 이전에 추정된 데이터 벡터와 똑같아 질 때까지 이의 과정을 반복한다.

지금까지 동기식 CDMA 시스템을 상정하여 설명해왔다. 비동기 시스템인 경우, 비동기 시스템은 증가된 사용자를 갖는 동기 시스템으로 등가적으로 놓을 수 있다 [3]. 따라서 본 논문에 기술된 알고리즘은 비동기 CDMA 시스템에도 적용할 수 있다.

Ⅳ. 시뮬레이션

제안한 고속 GS방식의 성능을 분석하기 위해 시뮬레이션을 하였다. 동기식 시스템을 상정하였고, 정합필터와 decorrelator의 두 방식을 이용하여 GS에서 초기 데이터 벡터 값을 추정하였다. 정합필터 방식에서

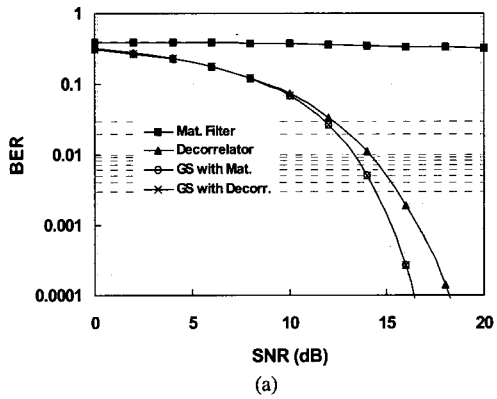
$$\hat{b}_i^0 = \begin{cases} 1 & \text{if } y_i > 0 \\ -1 & \text{if } y_i < 0 \end{cases}$$

와 같이 초기치가 추정되며, y_i는 정합필터뱅크 출력 벡터 y의 i 번째 요소이다. Decorrelator에서는 $z = R^{-1} y$ 을 계산하여

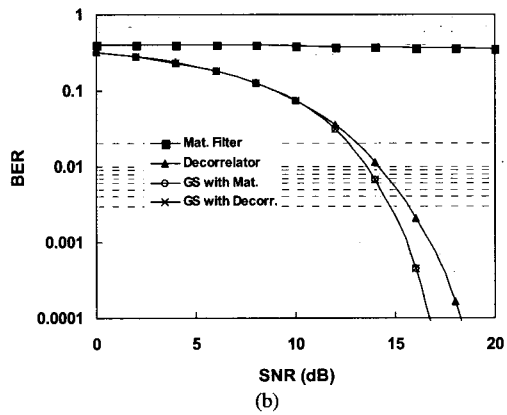
$$\hat{b}_i^0 = \begin{cases} 1 & \text{if } z_i > 0 \\ -1 & \text{if } z_i < 0 \end{cases}$$

와 같이 초기치가 추정되며, z_i는 z의 i 번째 요소이다. 확산 부호간의 정규화된 상호상관(normalized cross correlation)은 모두 0.8로 똑같이 놓았다. 10^6 번의 독립적인 시뮬레이션을 하여 BER과 소요된 반복회수를 구하였다.

그림 1은 전력이 알려진 경우에 대한 성능을 보여준다. 각 사용자의 수신 전력의 세기는 같다. 그림 1(a)는 사용자 수 K = 20일 때 SNR (signal-to-noise ratio)에 대한 BER 성능을 보여준다. 이들 예에서 초기추정 방식에 관계없이 GS의 BER 성능은 같음을 보여준다. 정합필터, decorrelator에 대한 BER 성능도 포함하였다. 정합필터에서는 SNR이 증가하여도 확산부호들간 큰 상호관련으로 간섭도 같이 커져서 BER이 작아지지 않고 거의 일정하나,



(a)



(b)

그림 1. 수신 전력이 알려져 있을 때 GS 방식의 성능 (a) K = 20 (b) K = 30

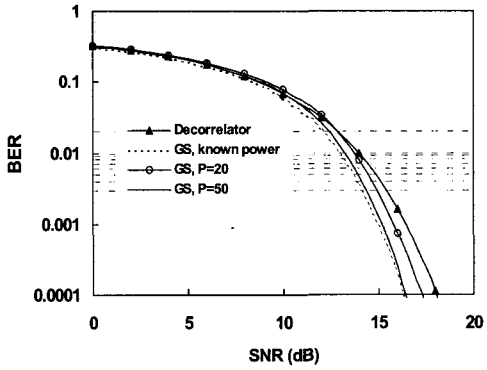


그림 2. 사용자 전력 모두 동일하고, 수신전력이 알려져 있지 않았을 때 GS 방식의 성능

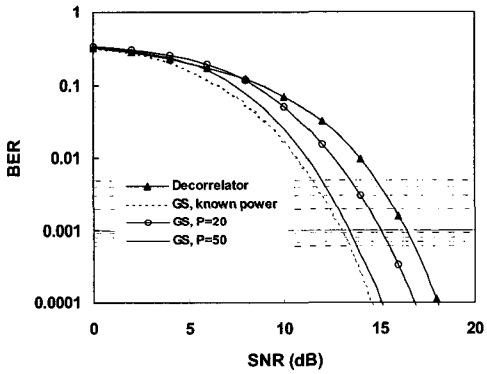


그림 3. 사용자 전력이 다르고, 수신전력이 알려져 있지 않았을 때 GS 방식의 성능

decorrelator에서는 간섭을 제거할 수 있어 SNR이 커짐에 따라 BER이 작아진다. 시뮬레이션 결과는 GS 방식을 도입함에 따라 BER 성능이 개선됨을 보여준다. Decorrelator의 성능과 비교하여 특히 SNR이 클 때 성능개선이 크다. 그림 1(b)는 K = 30인 경우이다. BER 성능은 그림 1(a)와 비슷한 경향을 나타낸다. 이외 진폭이 알려진 경우 성능은 참고문헌 [6], [7]로부터 참고할 수 있다.

그림 2, 3은 전력이 알려져 있지 않은 경우에 대한 성능을 보여준다. 수신신호를 관찰하는 P 심벌주기 동안 전력은 변하지 않는다고 상정하였다. 비교를 위해 전력을 정확히 알고 GS 방식으로 수신할 때와 decorrelator의 성능을 포함하였다. GS 방식에서는 decorrelator로 초기값 데이터 벡터 추정을 하였다.

그림 2에서는 사용자 전력이 모두 같고, K = 12이다. SNR이 작을 때 방식, P에 따른 성능차이가 거의 없다. SNR이 커짐에 따라 좀더 정확하게 진폭을 추정할 수 있게 되고 decorrelator와 비교하여 성능이 개선됨을 보여준다. P가 커질수록 정확한 진폭을 알고 있는 GS의 성능에 접근해서 P=50 이면 정확한 진폭으로 추정된 GS성능과 거의 동일하다. 표 1은 데이터와 진폭 추정을 위해 사용된 평균 반복계산 회수를 나타낸다. SNR이 작을수록 BER 발생율이 높고 따라서 반복회수가 많아진다. 반대로 SNR이 커지면 BER이 작아져 반복계산회수가 줄어 SNR이 18 dB 이상이면 실질적으로 한번의 반복계산만 필요하다. 한편 P에 대해 살펴보면, P가 커질수록 여러 번의 반복으로 좀 더 정확한 진폭 값으로 접근해 감을 나타낸다.

표 1. 그림 2에서 GS 방식에 대한 평균반복계산 회수

SNR	0	2	4	6	8	10	12	14	16	18	20
P=20	3.76	3.70	3.58	3.41	3.14	2.81	2.42	1.94	1.28	1.02	1.00
P=50	5.69	5.45	5.02	4.55	4.37	4.10	2.99	2.09	1.62	1.06	1.00

표 2. 그림 3에서 GS 방식에 대한 평균반복계산 회수

SNR	0	2	4	6	8	10	12	14	16	18	20
P=20	3.61	3.43	3.17	2.83	2.48	2.13	1.68	1.24	1.04	1.00	1.00
P=50	5.00	4.75	4.44	4.08	3.40	2.49	2.02	1.56	1.11	1.01	1.00

그림 3은 사용자 전력이 모두 다른 경우이다. K = 12로 사용자1부터 시작하여 순서대로 전력이 1 dB씩 증가하여, 가장 큰 전력을 갖는 사용자12와 사용자1간의 전력 차는 11 dB 이다. 같은 전력인 경우와 비교하면, decorrelator에 대한 GS의 상대적 성능개선이 커짐을 보여준다. 그림 3에서 관찰한 바와 같이 P가 커질수록 전력추정을 정확히 할 수 있어 BER 성능이 좋아진다. 정확한 전력과 거의 같은 성능을 얻기 위해서는 같은 전력인 경우보다 더 많은 샘플의 수가 필요함을 나타낸다. 표 2에 GS 방식에서의 반복회수를 나타내었다. 이 경우에도 SNR이 커질수록 반복회수가 작아지고, P가 큰 경우 작은 경우와 비교하여 계산회수가 커짐을 나타낸다. 표 1과 비교하면, 이 경우 반복계산회수가 약간 작음을 보이고, SNR이 16 dB 이상이면 실질적으로 한번의 반복계산만 필요하다.

V. 결 론

ML metric을 간단히 계산하는 방법을 제시하고, 사용자 전력이 알려져 있지 않은 경우에도 이를 추정하여 ML 방식으로 다중사용자 검출방식을 제안하였다. 사용자 전력이 추정된 다음, ML metric 계산에 각 반복단계마다 단지 $O(K)$ 덧셈만을 필요로 한다. 추정에 사용된 샘플 수가 많을수록 정확히 사

용자 전력에 가까운 추정을 할 수 있고, 정확히 사용자 전력이 알려진 GS방식과 거의 동일한 성능을 얻을 수 있다. 추정된 전력을 가지고 데이터를 추정하고, 이 추정데이터로부터 다시 전력추정을 하는 반복과정을 통해 데이터와 전력을 결합 추정한다. 전력/데이터 반복 추정 회수는 SNR이 클수록 작아지며, SNR이 어느 정도이상 이면, 예를 들어 사용자 전력이 서로 다른 경우, SNR이 16 dB 이상이면 실질적으로 한번만의 반복을 필요함을 시뮬레이션 결과는 보여준다. 본 논문에서는 동기식 CDMA 시스템에 대해 제안한 방식을 설명했지만 비동기식 시스템에도 적용할 수 있다.

참 고 문 헌

[1] M. Zeng, A. Annamalai, and V. K. Bhargava, "Recent advances in cellular wireless communications," IEEE Commun. Mag., vol. 37, pp. 128-138, Sept. 1999

[2] F. Adachi, M. Sawahashi, and H. Suda, "Wideband DS-CDMA for next generation mobile communications systems," IEEE Commun. Mag., vol. 36, pp. 56-69, Sept. 1998

[3] S. Verdu, Multiuser Detection. New York: Cambridge Univ. Press, 1998

[4] M. Honig and M. K. Tsatsanis, "Adaptive techniques for multiuser CDMA receivers," IEEE Signal Process. Mag., vol. 17, pp. 49-61, May 2000

[5] S. Verdu, "Minimum probability of error for asynchronous Gaussian multiple-access channels," IEEE Trans. Inform. Theory, vol. 32, pp. 85-96, Jan. 1986

[6] J. Hu and R. S. Blum, "A gradient guided search algorithm for multiuser detection," IEEE Commun. Lett., vol. 4, pp. 337-339, Nov. 2000

[7] Z. Gou and K. B. Letaief, "An effective mutiuser receiver for DS/CDMA systems," IEEE J. Select. Areas Commun., vol. 19, pp. 1019-1028, June 2001

[8] 최양호, "Gradient Guided 탐색을 이용한 고속 CDMA 다중 사용자 검출," 강원대 산업기술연구, 제24권 B호, pp. 143-148, 7월 2004

[9] H. S. Lim, and B. Venkatesh, "An efficient local search heuristics for asynchronous multiuser detection," IEEE Commun. Lett., vol. 7, pp. 299-301, July 2003

최 양 호 (Yang-Ho Choi) 정회원

1982년 2월 연세대학교 전자공학과 학사

1984년 8월 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 석사

1989년 2월 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 박사

1989년 3월~1997년 2월 한국통신 연구개발본부 팀장

1997년 3월~2002년 2월 동양대학교 정보통신공학부 조교수

2002년 3월~현재 강원대학교 전기전자공학부 부교수

<관심분야> 무선신호처리, 이동통신, 무선접속기술