

RLS 알고리즘을 변형한 새로운 블라인드 적응형 알고리즘

준회원 권태송*, 황현철*, 김백현* 정회원 꺾경섭**

New blind adaptive algorithm using RLS algorithm

Tae-song Kwon*, Hyeon-chyeol Hwang*, Baek-hyun Kim* Associate members,
Kyung-sup Kwak** Regular Member

요약

RLS 알고리즘은 스마트 안테나에서 가중치 벡터를 갱신하기 위한 적응형 배열 안테나 알고리즘으로서 배열안테나 출력신호와 송신기에서 보내주는 학습 신호열의 차를 이용한다. 본 논문에서 제안된 알고리즘은 RLS 알고리즘을 기반으로 하고 블라인드 적응형 알고리즘 방법을 응용하여 구한 참조신호를 사용하여 오류신호를 구하였다. 그리고 모의실험을 통해 제안된 알고리즘이 기존의 블라인드 적응형 알고리즘(LS-DRMTA, LS-DRMTCMA)보다 BER 기준에서 사용자 수용비율이 67~74%정도 향상 되었음을 확인하였고, 빔패턴을 도시하여, 빔이 원하는 신호와 간섭신호에 올바르게 형성하는지 알아보았다

ABSTRACT

RLS algorithm is a kind of the adaptive algorithms in smart antennas and adapts the weight vector using the difference between the output signal of array antennas and the known training sequence. In this paper, we propose a new algorithm based on the RLS algorithm. It calculates the error signal with reference signal derived from blind scheme. Simulation results show that the proposed algorithm yields more user capacity by 67~74% than other blind adaptive algorithms(LS-DRMTA, LS-DRMTCMA) at the same BER and the beamformer forms null beams toward interference signals and the main beam toward desired signal.

I. 서론

최근 들어 이동통신 서비스의 폭발적인 수요 증가는 점차 가입자나 사업자, 제조업체 모두에게 고품질, 고용량의 서비스를 제공할 수 있는 새로운 기술의 등장을 요구한다. 그러나 무선 주파수 자원은 제한되어 있어 효율적인 이용을 위한 새로운 기술에 대한 요구가 증가되고 있다. 그런데 중요한 사실 한가지는 CDMA 무선접속 방식이 배열 안테나를 이용한 동일 및 인접 채널의 간섭신호 제거용 스마트 안테나 기술의 이점을 충분히 활용하기에 가장 적절한 무선 접속방식이라는 것이다. 이러한 상황에서 무선 주파수 자원을 효율적으로 이용하는 방식

중 하나로 적응형 배열 안테나에 대한 연구가 활발하게 진행되고 있다. 적응형 배열 안테나 시스템은 사용자 신호 방향으로 빔을 형성하고 간섭신호인 다른 방향의 사용자 신호에는 널(null)빔을 형성함으로써 간섭을 줄이는 시스템을 말한다. 많은 적응형 배열 안테나 알고리즘(adaptive algorithm)은 적응 배열 안테나의 가중치를 갱신하기 위해 사용된다^{[1][2][3]}. 적응형 배열 안테나의 알고리즘에는 송신기에서 수신기쪽으로 주기적으로 보내주는 학습 신호열(training sequence)이 아닌 수신기 자체에서 배열 안테나 출력을 가지고 자체적으로 참조신호를 발생시키는 블라인드 적응형 배열 안테나 알고리즘(blind adaptive algorithm)이 있다. 이는 출력신호에서 재생된 참조신호의 심벌오류가 10% 미만이면 배

* 인하대학교 전자공학과 통신공학연구소(signal371@hanmail.net),
논문번호 : 010333-1114, 접수일자 : 2001년 11월 14일

** 인하대학교 정보통신대학원(kwakks@inha.ac.kr)

열 안테나의 출력신호와 참조신호의 차인 오류신호를 추정하는데 충분하다^[4].

적응형 배열 안테나 알고리즘인 RLS 알고리즘이 초기 가중치를 갱신하는데 송신기가 주기적으로 보내주는 학습 신호열을 사용하는데 반해, 제안된 알고리즘은 배열 안테나 출력신호에 확산신호를 곱하여 비트를 추정하고, 다시 재확산시켜 참조신호로 사용하는 블라인드 적응형 배열 안테나 알고리즘 형태를 가진다. 그리고 기존 RLS 알고리즘은 사전 오류(priori error)^[4]를 이용하지만, 제안된 알고리즘은 블라인드 적응형 알고리즘으로 변형하는 중요한 요소인 사후오류(posterior error)^[4]를 사용하여 가중치 벡터를 갱신한다. 이 방법이 본 논문에서 다루어질 주제이며, 명칭은 DR-RLS(despread respread recursive least square)이다. 블라인드 적응형 알고리즘은 적응 구간 동안 사용자의 데이터를 사용하므로 송신기와 수신기가 서로 알고 있는 데이터를 사용하는 적응형 알고리즘보다 필요한 데이터가 적어서 데이터 전송률 측면에서 높은 장점이 있다.

본 논문의 구성은 II장에서 이 시스템에서 사용된 신호모델을 제시하고, III장에서는 기존의 블라인드 적응형 안테나 알고리즘^[5]을 소개하였고, RLS 알고리즘^[4]를 토대로 전개된 새로운 블라인드 적응형 안테나 알고리즘(DR-RLS)에 대한 수식을 전개하였다. IV장에서는 모의실험 환경과 결과를 보였으며, V장에서는 결론을 맺는다.

II. 신호 모델

[그림1]은 M 개의 안테나와 P 개의 출력단을 가진 다중사용자 적응형 빔 형성기의 블록도이다. M 개의 안테나는 공간 Δx 만큼 균일하게 떨어져 있다고 가정한다. 사용자 q 명의 신호들은 $s_1(t), \dots, s_q(t)$ 로 표현하고, 입력 데이터 벡터, $\mathbf{x}(t) = [x_1(t), \dots, x_M(t)]^T$ 는 다음과 같이 나타낸다.

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{A}(\boldsymbol{\theta})\mathbf{s}(t) + \mathbf{n}(t), \quad (1)$$

여기에서 $\mathbf{s}(t) = [s_1(t), \dots, s_q(t)]^T$ 는 $q \times 1$ 의 소스 벡터의 복소포락선(complex envelop)이고, $\mathbf{n}(t) = [n_1(t), \dots, n_M(t)]^T$ 는 $M \times 1$ 의 잡음 벡터이다. $\mathbf{A}(\boldsymbol{\theta}) = [a(\theta_1), \dots, a(\theta_q)]$ 는 조정 벡터(steering vector) $a(\theta_i)$ 를 가진 $M \times q$ 배열 응답 행렬이다. 만일 데이터 벡터 $\mathbf{x}(t)$ 가 한 비트

당 K 개로 표본화 하면, $K = N_c \times N_s$ 가 된다(N_c 는 확산 이득, N_s 는 칩당 샘플수). 샘플된 데이터는 다음과 같이 표현된다.

$$\mathbf{X} = \mathbf{A}(\boldsymbol{\theta})\mathbf{S} + \mathbf{N}, \quad (2)$$

여기에서 $\mathbf{X} = [\mathbf{x}(1), \dots, \mathbf{x}(K)]$ 와 $\mathbf{N} = [\mathbf{n}(1), \dots, \mathbf{n}(K)]$ 는 입력 데이터와 벡터와 잡음 벡터의 K 개의 요소를 가진 $M \times K$ 행렬이다. 결과적으로, $\mathbf{S} = [s(1), \dots, s(K)]$ 는 원 신호의 K 개의 요소를 포함하는 $q \times K$ 행렬이다.

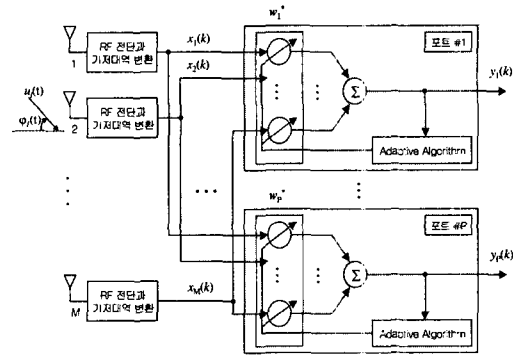


그림 1. M 개의 안테나와 P 개의 출력단을 가진 다중 사용자 적응 빔 형성기

P 명의 동시 사용자를 갖는 DS-CDMA에서 i 번째 사용자의 신호는 다음과 같다.

$$s_i(t) = \sqrt{2P_i} b_i(t - \tau_i) c_i(t - \tau_i) \exp(-j\phi_i), \quad (3) \quad i=1, \dots, P.$$

여기에서 $P_i, b_i(t), c_i(t), \tau_i, \phi_i$ 는 각각 i 번째 사용자의 전력, 데이터 신호, 확산 신호(PN sequence), 지연시간, 임의 위상(random phase)을 나타낸다. 데이터 신호는 다음과 같다.

$$b_i(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} b_{in} P_{Tb}(t - nT_b), \quad (4)$$

여기에서 $b_{in} \in [-1, +1]$ 는 i 번째 사용자의 n 번째 데이터 비트이고, P_{Tb} 는 시간 T_b (bit period)에서 단위 사각파형(unit rectangular pulse)이다. 확산신호는 다음과 같다.

$$c_i(t) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} c_{im} P_{Tc}(t - mT_c), \quad (5)$$

여기에서 $c_{im} \in [-1, +1]$ 는 i 번째 사용자의 m 번째 의사잡음부호(PN code)이고, P_{T_c} 는 시간 T_c (chip period)의 단위 사각파형(unit rectangular pulse)이다. [그림1]에서 i 번째 출력단의 출력신호는 $y_k(t) = w_i^H(k)x(k)$ 이고 $w_i(k) = [w_{i1}(k), \dots, w_{iL}(k)]^T$ 는 다중사용자 알고리즘을 이용한 적응형 알고리즘에 의해 조절되는 적응 가중치 벡터이다. m 번째 안테나로 들어오는 신호는 다음과 같다.

$$x_m(t) = \sum_{k=1}^P \sum_{l=1}^{L_k} s_{k,l,m}(t) a_{m,k}(\theta, \Phi) + n(t), \quad (6)$$

$m=1, \dots, M.$

여기에서 $P, L_k, s_{k,l,m}(t), a_{m,k}(\theta, \Phi), n(t)$ 는 각각 사용자의 수, 경로수, 사용자 신호, 조정 벡터, 잡음을 나타내고, 특히, 신호들의 입사각을 나타내는 조정 벡터 $a_{m,k}(\theta, \Phi) = e^{-j\beta m \Delta x \cos \theta_i \sin \phi_i}$, $\beta = 2\pi/\lambda$ 는 위상 전파 요소(phase propagation factor)이고, $\theta_k = \pi/2$ 로 가정하고, 안테나 사이의 거리 $\Delta x = \lambda/2$ 로 한다.

단일 경로를 가정했을 때 안테나 출력신호는 다음과 같이 나타낸다.

$$x_m(t) = \sum_{k=1}^P s_{k,m}(t) a_{m,k}(\theta, \Phi) + n(t), \quad (7)$$

$m=1, \dots, M.$

안테나 출력 신호를 이산신호로 표현한 블록 단위의 행렬식은 다음과 같다.

$$X(D) = S(D)A(D) + N(D), \quad (8)$$

여기에서 $S(D), A(D), N(D)$ 는 사용자의 신호, 평균이 0이고 분산이 σ^2 인 가우시안 잡음을 나타낸다.

III. 블라인드 적응형 알고리즘 구조 및 제안된 알고리즘(DR-RLS)

CDMA 이동통신 시스템에서는 여러 사용자가 같은 주파수대를 사용하여 다중사용자 간섭은 시스템 용량에 중요한 영향을 미치므로 기지국에서는 빔 형성기를 사용하여 간섭신호에 대해서 널(null)빔을 형성한다. 이 장에서는 기존 블라인드 적응형 알고리즘에 대해 설명하고, 기존 RLS알고리즘을 변형한 새로운 블라인드 적응형 알고리즘(DR-RLS)을

제안한다.

1. Least-Squares Despread Respread Multitarget Array(LS-DRMTA)

[그림2]에서 CDMA시스템의 기지국에서 단일 i 번째 사용자의 n 번째 데이터 비트가 복조기에 의해 빠르게 복조 된다면 $\hat{b}_{in} = b_{in}$ 이다. 복조된 \hat{b}_{in} 다시 확산 되어 i 번째 사용자의 송신된 신호를 얻을 수 있다. 이 재확산 신호는 가중치 벡터를 갱신하는데 사용된다. LS-DRMTA는 다음과 같은 비용함수를 최소화하여 가중치 벡터 w_i 를 갱신한다.

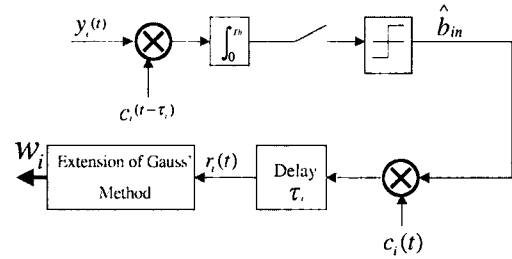


그림 2. i 번째 사용자에 대한 LS-DRMTA 블록도

$$F(w_i) = \sum_{k=1}^K |y_i(k) - r_i(k)|^2 = \sum_{k=1}^K |w_i^H x(k) - r_i(k)|^2 \quad (9)$$

여기에서 $y_i(k)$ 와 $r_i(k)$ 는 $y_i(t)$ 와 $r_i(t)$ 의 k 번째 샘플이다.

Guass방법의 확장을 이용하여 i 번째 사용자에 대한 LS-DRMTA를 구할 수 있다.

$$y_i(D) = [w_i^H(D)X(D)]^T = [y_i(1+IK), \dots, y_i(K+IK)]^T \quad (10)$$

$$\hat{b}_{in} = \text{sgn} \left\{ \text{Re} \left(\sum_{k=1+IK}^{K+IK} y_i(k) c_i(k-k_n) \right) \right\} \quad (11)$$

$$r_i(D) = \hat{b}_{in} [c_i(1+IK-k_n), \dots, c_i(K+IK-k_n)]^T \quad (12)$$

$$w_i(l+1) = [X(D)X^H(D)]^{-1}X(D)r_i^*(D), \quad (13)$$

여기에서 $c_i(k)$ 는 i 번째 사용자의 확산신호의 k 번째 신호이고, k_n 는 τ_i 에 해당하는 샘플 수이고, \hat{b}_{in} 는 i 번째 사용자에 대한 l 번째 추정치이다. 그리고 $r_i(D)$ 는 i 번째 사용자의 l 번째 비트구간이며

참조신호열로 사용된다. LS-DRMTA의 이점은 GSO(gram schmit orthogonalization)과정[6]와 알고리즘이 수렴된 후에 각 사용자의 신호를 구별하기 위한 추출과정^[6]이 필요 없으며, 의사잡음부호로 각 사용자의 신호를 구분하고 가중치 벡터를 갱신하기 때문에 배열안테나의 개수에 의해 출력단의 개수가 제한 받지 않는다^[6].

2. Least-Squares Despread Respread Multitarget Constant Modulus Algorithm (LS-DRMTCMA)

LS-DRMTCMA는 확산신호와 전송된 신호의 상수계 값(constant modulus property)를 합쳐서 가중치 벡터를 갱신하는데 사용한다. LS-DRMTCMA는 식(9)과 같은 비유함수를 가지고 가중치 벡터를 갱신한다. 그러나 [그림3]에서 보여지는 것처럼 $r_i(k)$ 는 가중치 된 재확산 신호와 가중치 된 complex-limited 출력의 합으로 표현된다. a_{PN} 과 a_{CM} 는 i 번째 사용자에게 재확산 신호와 complex-limited 출력에 대한 계수이다. 계수는 다음과 같은 조건을 만족해야 한다.

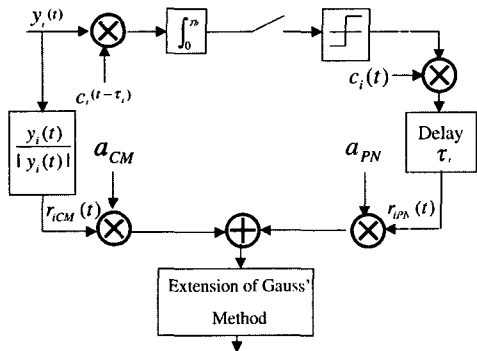


그림 3. i 번째 사용자에게 대한 LS-DRMTCMA 블록도

$$a_{PN} + a_{CM} = 1, a_{PN}, a_{CM} > 0 \quad (14)$$

Gauss 방법의 확장을 이용하여 다음과 같은 식을 구할 수 있다.

$$y_i(l) = [w_i^H(l) X(l)]^T = [y_i(1+lk), \dots, y_i(K+lk)]^T \quad (15)$$

$$\hat{d}_{ii} = \text{sgn} \left\{ \text{Re} \left(\sum_{k=1}^{K+lk} y_i(k) c_i(k-k_{ii}) \right) \right\} \quad (16)$$

$$r_{iPN}(l) = \hat{d}_{ii} [c_i(1+lk - k_{ii}), \dots, c_i(K+lk - k_{ii})]^T \quad (17)$$

$$r_{iCM}(l) = \left[\frac{y_i(1+lk)}{|y_i(1+lk)|} \cdot \frac{y_i(2+lk)}{|y_i(2+lk)|} \dots \frac{y_i(K+lk)}{|y_i(K+lk)|} \right]^T \quad (18)$$

$$r_i(l) = a_{PN} r_{iPN}(l) + a_{CM} r_{iCM}(l) \quad (19)$$

$$w_i(l+1) = [X(l) X^H(l)]^{-1} X(l) r_i^*(l) \quad (20)$$

3. 제안된 알고리즘(Despread Respread Recursive Least squares-(DR-RLS))

3.1 Recursive Least Squares(RLS)^[4]

적응형 알고리즘인 RLS는 $l-1$ 번째 반복에서 가중치 벡터의 추정치가 주어졌을 때, 새로운 데이터가 도착하면 l 번째 반복에서 이 가중치 벡터의 갱신을 계산한다. RLS의 중요한 특징은 입력 데이터에 포함된 정보를 이용하고, 높은 SINR에서 LMS보다 수렴속도가 빠르고, Flat 페이딩 채널에서 SMI, LMS보다 성능이 우수하다. 그러나 다른 알고리즘에 비해 계산량이 복잡하다는 단점이 있다^[7].

RLS 알고리즘에 의한 가중치 벡터는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$K(l) = \eta^{-1} P(l-1) X(l) (I + \eta^{-1} X^H(l) P(l-1) X(l))^{-1} \quad (21)$$

$$\xi(l) = d_i(l) - w_i^H(l-1) X(l) \quad (22)$$

$$w_i(l) = w_i(l-1) + K(l) \xi^H(l) \quad (23)$$

$$P(l) = \eta^{-1} P(l-1) - \eta^{-1} K(l) X^H(l) P(l-1) \quad (24)$$

여기에서 K 는 이득 행렬, ξ 는 사전 오류, I 는 단위 행렬, P 는 역 상관 행렬이고, d 는 희망신호, η 는 1보다 작지만 1에 가까운 정수이며, 과거의 데이터의 비중치를 나타낸다. 이것은 forgetting factor라고 불리는데 이는 과거의 샘플에 비중을 줄이는 역할을 한다. 가중치 벡터를 갱신하는데 필요한 사전 오류는 $l-1$ 에서의 가중치 벡터에 기준한 출력값과 참조 신호의 차를 나타낸다. RLS 알고리즘은 역 상관 행렬과 가중치 벡터의 초기값이 $P(0) = \delta I$, $w(0) = 0$ 으로 정해져야 한다. 여기서 δ 는 작은 양의 정수이며, RLS 알고리즘은 참조신호 $d(l)$ 를 수신기로부터 수신하여 가중치 벡터를 갱신한다.

3.2 제안된 알고리즘(Despread Respread Recursive Least Squares-(DR-RLS))

제안된 알고리즘은 기존 RLS 알고리즘과는 달리 학습 신호열을 송신기에서 받는 것이 아니라 배열 안테나 출력에 확산신호를 곱해서 비트를 추정하고 재확산시켜 참조 신호열을 발생하여 사용하게 된다. 그리고 적응형 알고리즘을 블라인드 적응형 알고리즘으로 만드는 과정에서 필요한 사후 오류를 가지고 사전 오류를 유도하는 수식이 전개되어있다. 블록도는 다음과 같다

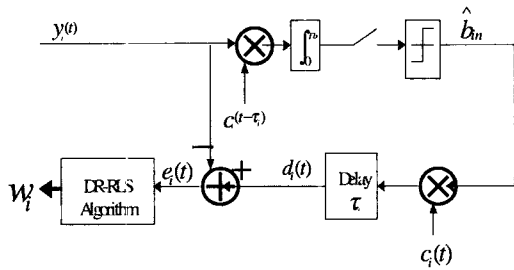


그림 4. *i* 번째 사용자에게 대한 DR-RLS 알고리즘 블록도

제안된 알고리즘의 가중치 벡터를 구하는 과정은 다음과 같다. DR-RLS 알고리즘에서 출력신호는 다음과 같다.

$$y_i(t) = w_i^H(t)X(t), \quad (25)$$

출력신호에 확산신호를 곱하여 비트를 추정하고 재확산시켜 참조 신호열 $r(t)$ 를 구한다.

$$\hat{b}_{ii} = \text{sgn} \left\{ \text{Re} \left(\sum_{k=t+LK}^{t+LK} y_i(k) c_i(k - k_{ii}) \right) \right\} \quad (26)$$

$$r(t) = \hat{b}_{ii} c_i(t), \quad (27)$$

가중치 벡터를 갱신하는 식에서는 기존의 RLS 알고리즘에서 사용하는 이득 행렬 $K(t)$ 는 식(21)으로 나타내지만, DR-RLS 알고리즘은 다음과 같이 표현한다.

$$K(t) = R^{-1}(t)X(t), \quad (28)$$

유도과정은 식(21)을 재배열하면

$$K(t) = \eta^{-1} P(t-1)X(t) - \eta^{-1} K(t) X^H(t) P(t-1) X(t) \quad (29)$$

$$= [\eta^{-1} P(t-1) - \eta^{-1} K(t) X^H(t) P(t-1)] X(t)$$

로 표현되고, 식(24)와 식(29)의 우변은 같다. 여기서 P 는 역상관 행렬이다.

그리고 RLS 알고리즘에서는 이득벡터로 가중치 벡터를 갱신하는데 사용하는데 DR-RLS 알고리즘은 단지 사전오류를 구하는데 사용되며, 여기서는 $R(t)$ 이 이득 행렬로 정의한다. 먼저 알고리즘에서 정의된 함수를 살펴보면 다음과 같다.

$$h(t) = (\text{diag} \{ K^H(t)X(t) \})^T, \quad (30)$$

여기에서 $h(t)$ 는 $K^H(t)X(t)$ 의 diagonal 성분을 가진 $1 \times K$ 벡터인 함수이고, 이것을 사용하여 사전 오류를 구한다.

사전 오류와 사후 오류와 관계를 살펴보면 다음과 같은 관계식을 구할 수 있다^[4].

$$\begin{aligned} e_i(t) &= r_i(t) - y_i(t) \\ &= r_i(t) - [w_i(t-1) + K(t)\xi_i^H(t)]^H X(t) \\ &= r_i(t) - w_i^H(t-1)X(t) - \xi_i(t) K^H(t)X(t) \\ &= \xi_i(t) [I - K^H(t)X(t)] \end{aligned}$$

$$\xi_i(t) = e_i(t) \{ I - K^H(t)X(t) \}^{-1}, \quad (31)$$

I 는 단위행렬

여기에서 $e_i(t)$ 는 생산된 참조 신호열과 배열 안테나 출력신호의 차인 사후 오류이다. 식(31)을 변형하고 함수 $h(t)$ 를 사용하여 구한 사전 오류 $\xi_i(t)$ 는 다음과 같이 정의한다.

$$\xi_i(t) = \left[\frac{e_i(1+LK)}{1-h(1+LK)}, \frac{e_i(2+LK)}{1-h(2+LK)}, \dots, \frac{e_i(K+LK)}{1-h(K+LK)} \right] \quad (32)$$

이득 행렬을 갱신하는 식은 다음과 같이 정의한다.

$$R(t+1) = \eta R(t) + X(t) X^H(t), \quad (33)$$

가중치 벡터를 갱신하는 식은 다음과 같이 정의한다.

$$w_i(t+1) = w_i(t) + R^{-1}(t+1)X(t) \xi_i^H(t), \quad (34)$$

DR-RLS 알고리즘에서 가중치 벡터를 구하는 식을 요약하면 다음과 같다.

$$y_i(t) = w_i^H(t)X(t), \quad (35)$$

$$\hat{\delta}_{ii} = \text{sgn} \left\{ \text{Re} \left(\sum_{k=1+K}^{K+K} y_i(k) c_i(k-k_{ii}) \right) \right\} \quad (36)$$

$$r(l) = \hat{\delta}_{ii} c_i(l), \quad (37)$$

$$K(l) = R^{-1}(l)X(l), \quad (38)$$

$$h(l) = (\text{diag}(K^H(l)X(l)))^T, \quad (39)$$

$$\xi_i(l) = \left[\frac{e_i(1+lK)}{1-h(1+lK)}, \frac{e_i(2+lK)}{1-h(2+lK)}, \dots, \frac{e_i(K+lK)}{1-h(K+lK)} \right] \quad (40)$$

$$R(l+1) = \eta R(l) + X(l)X^H(l), \quad (41)$$

$$w_i(l+1) = w_i(l) + R^{-1}(l+1)X(l)\xi_i^H(l), \quad (42)$$

이 알고리즘에서 사용되는 초기 조건은 η 는 1보다 작지만 1에 가까운 정수인 forgetting factor이고, 이득 행렬 $R(0) = \delta I$ (I 는 $M \times M$ 단위행렬)이고, 가중치 벡터 $w(0)$ 는 첫 번째 요소는 1이고, 나머지는 0이다. 알고리즘은 수렴할 때까지 반복한다. RLS 알고리즘은 GSO과정과 추출과정이 필요하지만, 제안된 알고리즘은 LS-DRMTA의 이점을 포함하고 있다.

IV. 모의실험 환경 및 결과

모의실험 환경에 대해 설명한다. 알고리즘은 RLS, 블라인드 적응형 알고리즘 중 성능이 좋은 LS-DRMTA, LS-DRMTCMA와 제안된 DR-RLS 알고리즘을 비교하였다. 채널은 가우시안 백색 잡음(Additive White Gaussian Noise: AWGN)인 경우에서 모의 실험 하였다. 수신된 신호들의 크기는 같다고 하였다. 즉, 수신신호의 전력제어가 완벽히 이루어 졌다고 가정하였다. 다중경로는 고려하지 않아, 단일경로의 신호만 존재한다고 가정하였다. 안테나 배열은 8개의 안테나를 사용하였고, 선형배열로 하였다. 사용자의 입사각은 -70도에서 90도까지 균일 분포로 가정하였고, 인접안테나의 간격은 $\lambda/2$ 로 하였다. 의사잡음 신호열의 확산이득은 15로 하였고, 의사잡음 신호열 한 칩당 샘플링수는 4로 하였으므로 한 데이터 비트 당 블록크기는 60이 된다⁹⁾. 모든 가중치 벡터 알고리즘 수렴은 1000회 이내로 하였고, 데이터 비트는 1000000개 전송하여 오류를 측정하였다. LS-DRMTCMA 알고리즘에서 a_{PN} :

a_{CM} 는 2 : 1로 하였고, DR-RLS 알고리즘에서 forgetting factor η 는 0.99로 하였다. 그 이유는 [그림7]에서의 결과에서 얻은 것이다. 그리고 초기 이득행렬에서 δ 값은 0.004 하였다. 모의실험에서 고려된 환경변수는 표1과 같다. [그림5]는 E_b/N_0 가 8dB일 때 BER 비교하였고, 모의실험 결과[그림5]에서 보여 주는 것과 기존 블라인드 적응형 알고리즘보다 제안된 알고리즘이 BER($10^{-3}, 4 \times 10^{-3}$)기준에서 사용자 수용비율이 67~74%정도 향상되었음을 볼 수 있고, 적응형 알고리즘인 RLS와 비교했을 때 사용자가 8명 이상이 되면 제안된 알고리즘이 더 좋은 성능을 가진다. [그림6]은 E_b/N_0 가 4dB일 때 BER을 비교한 것이다. [그림7]은 E_b/N_0 가 8dB로 고정하여 η 값이 변화 할 때 DR-RLS 알고리즘의 BER을 측정하였다. forgetting factor η 의 변화를 주었을 때는 1에 가까운 정수의 값을 취했을 때 BER 성능이 향상됨을 볼 수 있다. [그림7]에서의 사용지수는 14명이다. 그리고 [그림8]은 E_b/N_0 가 8dB, 사용지수가 14명일 때 평균 제공 에러를 나타내었다. 평균 제공 에러는 제안된 알고리즘이 기존 블라인드 적응형 알고리즘보다 전반적으로 더 작게 나왔다. 그리고 수렴속도도 다른 알고리즘보다 빠르다는 것을 보여준다. [그림9]는 E_b/N_0 가 8dB, 사용지수가 14명일 때, 각 알고리즘의 출력신호 $y(l)$ 의 평균 SINR을 dB로 나타내었다. 제안된 알고리즘의 SINR 성능이 가장 좋게 나타났다. 출력신호 $y(l)$ 의 SINR식은 다음과 같다.

$$SINR = \frac{w^H X_s X_s^H w}{w^H (X - X_s) (X - X_s)^H w} \quad (43)$$

여기서 $X = X_s + X_i + X_n$ 는 안테나 입력신호이고, X_s , X_i , X_n 는 각각 원하는 사용자 신호, 원하는 사용자를 제외한 다른 사용자 신호, 가우시안 잡음을 나타낸다. [그림10]은 기존 RLS와 제안된 DR-RLS의 빔패턴을 보여주고 있다. 원하는 사용자의 신호는 -70도이고 나머지 사용자 신호는 -70도에 측정(8dB, 사용자 14명)서 90도사이에서 균일하게 분포하고 있다. 빔을 비교하면 사용자 별(4명, 8명, 12명)로 주빔과 널빔을 형성되는데 원하는 신호는 주빔에 위치하고, 다른 간섭신호는 sidelobe level에 위치하여 MAI(multiple access interference)를 줄이는 과정을 보여준다.

표 1. 모의실험 파라미터.

변수	값
데이터 비트	BPSK
확산 이득	15
다중 경로 설정	단일 경로
채널 모델	AWGN
사용자 신호 세기	모든 사용자 신호의 크기는 동일
사용자 신호 입사각	-70도부터 90도까지 균일 분포
안테나 개수	8개
안테나간 거리	$\lambda/2$ (m)
안테나 배열형태	선형 배열
확산코드 1칩당 샘플링수	4

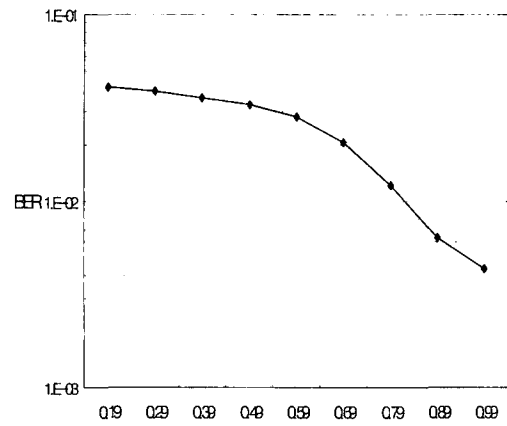


그림 7. η 값의 변화에 따른 DR-RLS의 BER

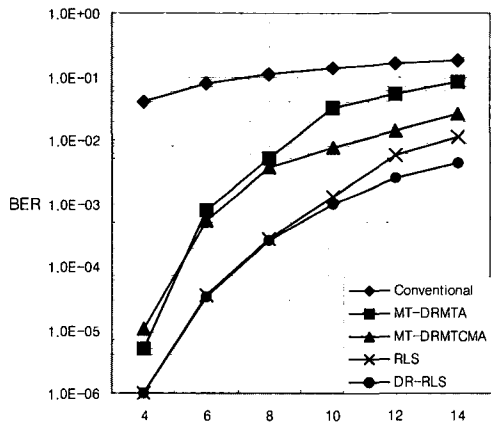


그림 5. 가우시안 채널환경에서 사용자수에 따른 BER 측정 (8dB)

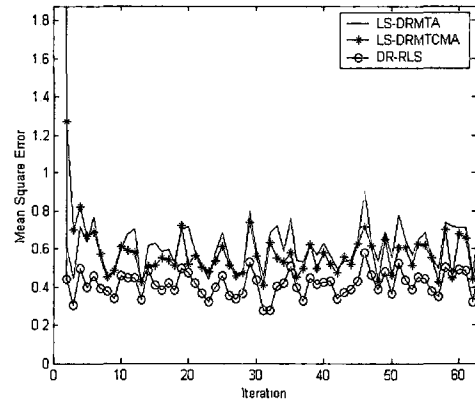


그림 8. 각 블라인드 적응형 알고리즘의 수렴도 비교 (8dB)

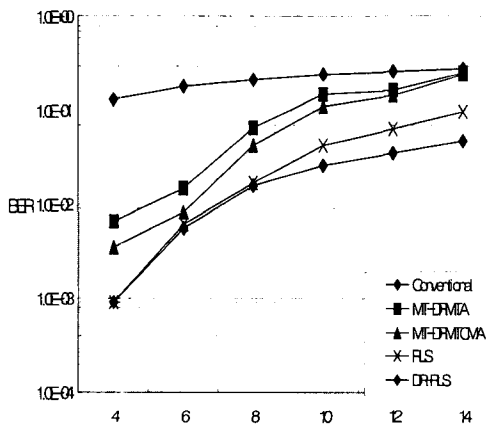


그림 6. 가우시안 채널환경에서 사용자수에 따른 BER 측정 (4dB)

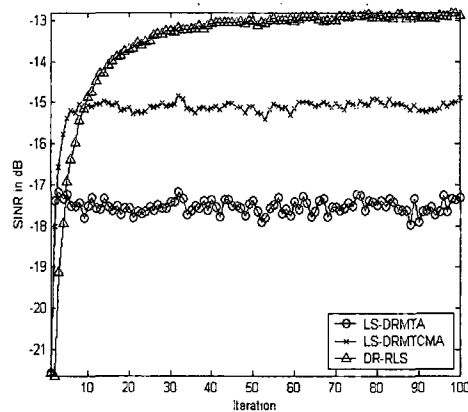
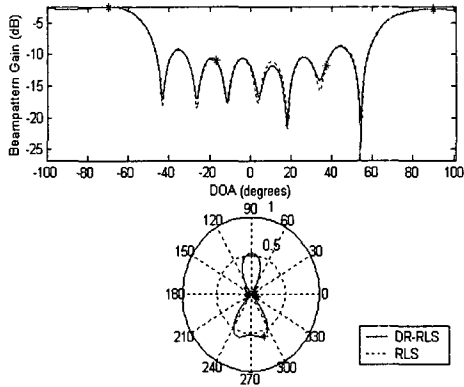
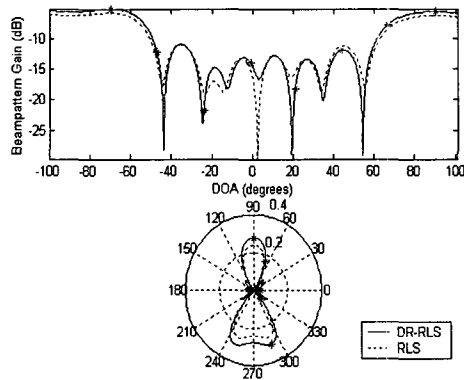


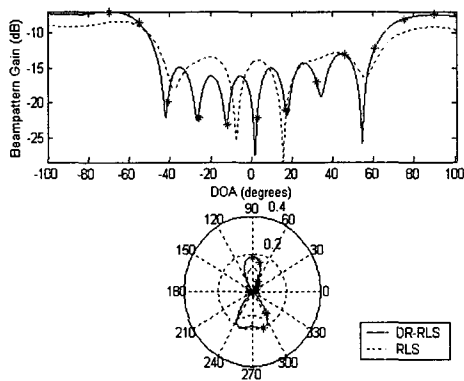
그림 9. 각 알고리즘의 출력신호 $y(l)$ 의 평균 SINR ($E_b/N_0=8$ dB, 사용자 14명)



(a) 사용자 4명일 때 빔패턴



(b) 사용자 8명일 때 빔패턴



(c) 사용자 12명일 때 빔패턴

그림 10. DR-RLS와 RLS 빔패턴 비교(4dB, 원하는 사용자 입사각 -70도, 사용자(*)는 -70에서 90도 까지 균등분포, 사용자 4명, 8명, 12명)

V. 결론

본 논문은 기존 적응형 알고리즘인 RLS를 변형하여 새로운 블라인드 적응형 알고리즘을 제안하였다. 참조신호로 학습 신호 열을 사용하지 않고 안테나 출력을 가지고 참조신호로 사용하는 일종의 Decision Direction 방법을 사용하여 주기적으로 채널을 통해 참조신호를 보내지 않아 채널용량의 증대를 개선하였고, 모의실험을 통해 기존 블라인드 적응형 알고리즘보다 제안된 알고리즘이 BER 및 신호 대 간섭비(SINR), 수렴속도가 향상되었음을 확인하였다. 또한 추출과정과 GSO과정이 필요 없는 장점을 가지고 있으나, 알고리즘의 계산량이 복잡하다는 단점도 있다.

참고 문헌

- [1] R. T. Compton, Jr., Adaptive Antennas, Concept and Performance, Prentice Hall, Englewood Cliffs, New Jersey, 1988.
- [2] B. Widrow, P. E. Mantey, L. J. Griffiths, and B. B. Goode, "Adaptive Antenna systems," Proc. IEEE, pp. 2143-2159, December 1967.
- [3] R. Gooch and J. Lundell, "The CM array: An adaptive beamformer for constant modulus signals," Proc. IEEE ICASSP, vol. 4, pp. 2523-2526, April 1986.
- [4] Simon Haykin., Adaptive filter theory, Prentice Hall International, Inc, New Jersey, pp. 37, 562-587, 1996.
- [5] B. G. Agee, "Blind separation and capture of communication signal using a multitarget constant modulus beamformer," Proc. IEEE Military Communication Conference, pp. 19.2.1-19.2.7, 1989.
- [6] Joseph C. Liberti, JR. Theodore S. Rappaport, Smart Antennas for Wireless Communications, Prentice Hall PTR, New Jersey, 1999.
- [7] 경문진, 강양기, 장경희, 신응순, 박윤옥, 박재준, "CDMA 스마트 안테나 시스템의 설계 및 구현", TELECOMMUNICATION REVIEW, 제9권 2호, pp.147-149, 1999, 3-4.
- [8] 유성균, 김철순, 박경섭, "SD-DRMTA", 한국통신학회 하계종합학술대회 논문집, pp.101, 2001.7.

