

# 최소자승법을 이용한 Constrained Multichannel FIR 적응 빔 형성 알고리즘

## (Constrained Multichannel Adaptive FIR Beamforming Algorithm Based upon Least Squares Method)

金 達 洙\*, 辛 潤 杰\*\*, 朴 義 烈\*\*

(Dal Soo Kim, Yoon Ki Shin, and Ui Yul Park)

### 要 約

적응 어레이에서는 간섭신호에 대한 사전지식 정도에 따라 여러가지 모델이 알려져 있다. 그 중에서도 constrain을 가지는 Frost 모델이 흔히 쓰이고 있지만 수렴속도가 느리고 안정성이 결여되는 점이 있다고 본다.

이 점을 보완하기 위해 본 논문에서는 최소자승법을 이용한 constrained NLMS (Normalized LMS) 알고리즘을 제시하였다. 또한 그 알고리즘을 Duvall 안테나 모델에 적용하여 그 결과를 Frost 모델을 이용한 경우와 비교 검토하였다.

### Abstract

In adaptive antenna, several models are known according to a prior knowledge about jammer signal. Among those, Frost model with constraint is generally used however it has the problem that convergence speed is slow and that stability is not good.

To improve such problems, this paper proposes constrained NLMS algorithm using LS method. In addition, the result obtained by applying this algorithm to Duvall antenna model is compared with that of Frost model.

### I. 서 론

안테나나 각종 센서로서 신호를 수신하고자 할때 유기되는 잡음으로는 안테나나 센서 자체에서 발생

되는 랜덤 잡음(random noise)과 원하지 않는 방향에서 들어오는 신호들이 수신하고자 하는 원하는 방향(look direction)의 신호에 대해 잡음 효과를 가지게 되는 간섭신호(interference signal)가 있다. 이러한 잡음들은 안테나 출력신호의 SNR(signal-to noise ratio)을 감소시키게 되는 원인이 되므로 제거시켜야 하는데 랜덤 잡음은 주파수 영역상에서, 간섭신호는 공간영역에서의 필터링으로써 어느정도 없앨 수 있다.<sup>1,2,3,4</sup>

그러나 일반적으로 단일 안테나로서는 이 두 기능을 동시에 수행하기 힘들기 때문에 여러개의 안테나

\*正會員, 東義工業專門大學  
(DongEui Technical Junior College)

\*\*正會員, 釜山大學校 電子工學科  
(Dept. of Elec. Eng., Pusan Nat'l univ.)

接受日字: 1991年 3月 4日

(※ 본 논문은 1990년 부터 1991년 까지 산학협동  
재단 학술연구비 지원으로 연구된 논문임)

를 적당한 형태로 배열한 후 각 안테나에 유기된 신호들을 여러개의 지연신호들로 나눈 다음 각 지연신호들을 적정한 값으로 weighting한 후 합함으로써 소기의 목적을 달성할 수 있다.

적응 어레이에서는 간섭신호에 대한 사전지식 정도에 따라 여러가지 형태의 모델들이 제시되어 왔다. 그 대표적인 것으로 2차 신호특성을 이미 알고 있다고 가정하는 griffiths의 최소평균자승오차방법<sup>[2]</sup>, widrow의 pilot 신호를 이용하는 방법<sup>[3]</sup>, 기타 그와 비슷한 여러가지 형태의 모델이 제시되었으나 그 중에서도 원하는 방향에서 단일 이득을 얻게하는 constraint를 가지는 알고리즘인 Frost 방법이 널리 쓰이고 있다.<sup>[4][5]</sup> 그러나 Frost 알고리즘의 경우 각 무게계수들이 정상상태에 도달하는데 필요한 수렴속도가 느리고 안정도가 결여되는 단점이 있다.

본 연구에서는 Frost의 그와같은 단점을 개선하기 위하여 최소자승(Least square)의 방법을 이용한 constrained NLMS(Normalized LMS) 알고리즘을 유도, 제시하였으며 그 알고리즘을 Frost, Duvall등이 제안한 적응안테나 모델<sup>[6]</sup>에 적용함으로써 기존의 constrained Frost 알고리즘 보다 수렴성 및 안정성의 관점에서 더욱 그 성능을 개선시킬 수 있음을 보이고자 한다.

II. Constrained 빔 형성기

Frost에 의하여 고안된 constrained 적응 빔 형성기가 그림 1과 같다.<sup>[4]</sup> 빔 (beam)은 원하는 방향을 향해 형성되고 이 방향에서의 수신감도는 constrained되도록 했다. 즉 원하는 방향에서 Frost 적응 빔 형성기의 감도는 이 방향으로부터 도달하는 신호의 강도에 관계없이 고정되어 있으며, 이 조건하에서 적응필터의 가중치들은 시스템 출력 파워를 최소화하도록 한다.

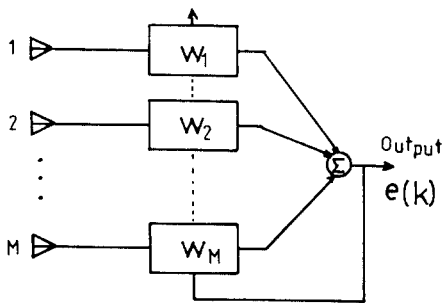


그림 1. Frost 빔 형성기  
Fig. 1. Frost beamformer.

그림 1에서 나타난 바와같이 정상상태에서의 출력  $e(k)$ 는 적응필터의 가중치들에 의해 간섭신호는 제거되고 원하는 방향의 신호만 남아야 이상적이다. 그러나 적응시스템에 있어서 출력에 원하는 신호를 갖고 있는 경우 간섭신호들 간의 상호작용은 비록 적응 빔 형성기가 완전하게 잘 적용되고 있을지라도 신호성분의 제거원인이 될 수 있다. 따라서 정상상태에서의 출력  $e(k)$ 에 원하는 신호가 존재하는 biased solution은 수렴성이 좋지 못하며 이것을 개선하기 위한 시스템이 다음의 Duvall 빔 형성기이다.<sup>[8]</sup>

그림 2에서 나타난 바와 같이 Duvall 빔 형성기는 크게 main과 slave 두 개의 프로세서로 나눌수 있다. main 프로세서는 각 안테나에 수신된 신호들을 그 이웃하는 안테나에 수신된 신호와 빼준 후 Frost 적응 빔 형성기를 연결하였다. 즉 빔 형성기의 main 프로세서에는 원하는 방향 신호는 넣어주지 않으므로써 그림 1의 Frost 빔 형성기에서 나타나는 biased solution을 개선하고 있다. 또한 main 프로세서는 Frost constrained에 의해 설정된 특정한 이득을 갖는 가중치들의 셋(set)을 동작시키고 있으며 최소자승의 의미에서 간섭신호의 분포를 최소화 한다.

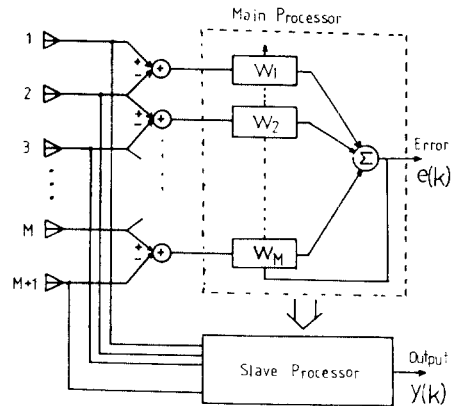


그림 2. Duvall 빔 형성기  
Fig. 2. Duvall beamformer.

이와같이 만들어진 main 프로세서의 가중치들을 slaved 빔 형성기 속으로 복사한다. 그렇게 복사된 slaved 프로세서는 각 안테나에 직접 연결되어 있어서 신호와 jammer가 동시에 입력되며 jammer는 각 가중치들의 작용에 의해 제거되고 출력  $y(k)$ 에는 원하는 신호만을 얻도록 되어 있다.

III. Constrained 적응 빔 형성 알고리즘

1. 경도법 알고리즘

그림1과 그림2에 대한 적응필터를 다시 그리면 그림3과 같다.

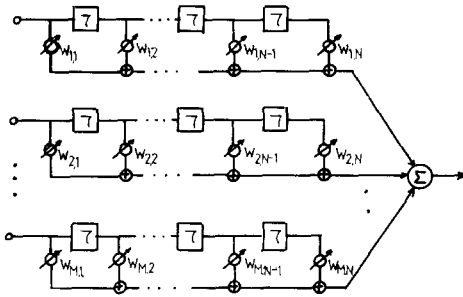


그림 3. 탭 지연선을 이용한 데이터 프로세서  
Fig. 3. Data processor using tapped delay line.

그림 3에서 입력데이터 벡터, 무게 벡터, 오차 등의 각 변수들을  $X_j^t(k), W_j^t(k), e(k)$  라 정의하며 식으로 표시하면 다음과 같다.

$$X_j^t(k) = [x_1(k-j) \cdots x_m(k-j) \cdots x_m(k-j)] \quad j=0, 1, \dots, N-1 \quad (1)$$

$$W_j^t(k) = [w_{1j}(k), \dots, w_{mj}(k), \dots, w_{mj}(k)] \quad j=0, 1, \dots, N-1 \quad (2)$$

$$e(k) = \sum_{j=0}^N W_j^t(k) X_j(k) \quad (3)$$

그림 3에서의 필터구성은 원하는 방향 신호에 대해서는 temporal filter  $W_j(k)$  들을 병렬 연결한 결과와 같으므로 그 등가 필터를  $C(z)$  라 하면, 전체적인 필터구성은 원하는 방향 이외의 신호에 대해서는 NULL 필터로 수렴함과 동시에 원하는 방향신호에 대해서는  $C(z)$ 로 수렴해야 한다. 이를 식으로 표시하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} & \text{minimize } |e(k)|^2 \\ & \text{subject to } W_j(k) \mathbf{I}_M = c_j \end{aligned} \quad (4)$$

또는

$$\begin{aligned} & \text{minimize } \left| \sum_{j=0}^N W_j^t(k) X_j(k) \right|^2 \\ & \text{subject to } W_j(k) \mathbf{I}_M = c_j \end{aligned} \quad (5)$$

이다.

단, column 벡터  $\mathbf{I}_M$ 은

$$\mathbf{I}_M = [1, 1, \dots, 1]^t \quad (6)$$

이고  $C(z)$ 는 미리 설정되는 것으로서 다음과 같다.

$$C(z) = \sum_{j=0}^N c_j z^{-j} \quad (7)$$

Frost가 사용한 경도법 알고리즘에서 각 적응 사이클은 두개의 스텝으로 구성되어 있다. 첫번째 스텝은 출력파워를 최소화하기 위하여 LMS알고리즘을 따르고 두번째 스텝은 constraint를 만족시키기 위해 가중치들의 각 column들의 합을 교정하는 것이다. constraint들이 모두 복구되었을 때 현재 적응사이클은 끝나고 시스템은 다음 사이클로 갈 준비가 되어 있다. 첫번째 스텝은 LMS알고리즘을 따라 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$W_j(k+1/2) = W_j(k) + 2\mu e(k) X_j(k) \quad (8)$$

첫번째 스텝 이후 가중치오차는 다음과 같다.

$$E_{w,j}(k+1/2) = c_j - W_j^t(k+1/2) \mathbf{I}_M \quad (9)$$

두번째 스텝은 이제 가중치값들에  $e_{w,j}(k+1/2)$  을 더해주는 것으로 구성된다.

$$W_j(k+1) = W_j(k+1/2) + E_{w,j}(k+1/2) \quad (10)$$

따라서 Frost가 사용한 알고리즘은 식 (8)과 식(10)의 결합으로 다음과 같이 나타낼 수 있고<sup>[4]</sup> 편의를 위하여 constrained LMS알고리즘이라 부르기도 한다.

$$W_j(k+1) = W_j(k) + 2\mu e(k) X_j(k) + E_{w,j}(k+1/2) \quad (11)$$

2. Constrained NLMS 알고리즘

앞의 식(1)~(7)을 다시 활용하여 가중치오차, 신호의 합 및 파워를 각각  $e_{w,j}(k), S_j(k)$  및  $P_j(k)$ 라 정의하여 식으로 표시하면 다음과 같다.

$$e_{w,j}(k) = c_j - W_j^t(k) \mathbf{I}_M \quad (12)$$

$$S_j(k) = X_j^t(k) \mathbf{I}_M \quad (13)$$

$$P_j(k) = X_j^t(k) X_j(k) \quad (14)$$

식 (3), (5), (7), (12)~(14)로 부터 매 순간 순간의  $e^2(k)$  를 최소로 할 뿐만아니라  $W_j(k)$ 와  $W_j(k-1)$  사이의 상관관계를 맺어주는 동시에 또한 constraint를 만족하는 다음과 같은 cost function을 정의하고 이를 최소화하는 알고리즘을 유도한다.

$$\begin{aligned} J(k) = & e^2(k) + \mu^{-1} \sum_{j=0}^N |W_j(k) - W_j(k-1)|^2 \\ & + \rho^{-1} \sum_{j=0}^N |e_{w,j}(k)|^2 \end{aligned} \quad (15)$$

cost function  $J(k)$ 를 벡터  $\mathbf{W}_j(k)$ 로 편미분 하면 다음과 같다.

$$\frac{\partial J(k)}{\partial \mathbf{W}_j(k)} = 2e(k) \mathbf{X}_j(k) + 2\mu^{-1} [\mathbf{W}_j(k) - \mathbf{W}_j(k-1)] - 2\rho^{-1} e_{w,j}(k) \mathbf{I}_M = 0 \quad (16)$$

따라서

$$\mathbf{W}_j(k) = \mathbf{W}_j(k-1) - \mu e(k) \mathbf{X}_j(k) + \frac{\mu}{\rho} e_{w,j}(k) \mathbf{I}_M \quad (17)$$

이다.

식 (17)에서

$$\gamma = \frac{\mu}{\rho}$$

로 하면 식 (17)은 다음과 같이 된다.

$$\mathbf{W}_j(k) = \mathbf{W}_j(k-1) - \mu e(k) \mathbf{X}_j(k) + \gamma e_{w,j}(k) \mathbf{I}_M \quad (18)$$

식 (18)에서  $e(k)$  및  $e_{w,j}(k)$ 는 는 벡터  $\mathbf{W}_j(k)$ 의 함수이므로 식(18)은 noncausal 형태이다. 이를 causal 형태로 바꾸기 위해 다음과 같은 과정을 거친다. 먼저 스칼라  $e_{w,j}(k)$ 에 대한 순환식을 구해보면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} e_{w,j}(k) &= c_j - \mathbf{W}_j^T(k) \mathbf{I}_M \\ &= c_j - \mathbf{W}_j^T(k-1) \mathbf{I}_M + \mu e(k) \mathbf{X}_j^T(k) \mathbf{I}_M \\ &\quad - \gamma e_{w,j}(k) \mathbf{I}_M^T \mathbf{I}_M \\ &= e_{w,j}(k-1) + \mu e(k) S_j(k) - M\gamma e_{w,j}(k) \quad (19) \end{aligned}$$

따라서

$$e_{w,j}(k) = \frac{1}{1+M\gamma} \{e_{w,j}(k-1) + \mu e(k) S_j(k)\} \quad (20)$$

이다. 다음으로 스칼라  $e_{w,j}(k)$ 에 대한 순환식 (20)을 이용하면 벡터  $\mathbf{W}_j(k)$ 에 대한 순환식을 다음과 같이 얻을 수 있다. 식 (18)에 식(20)을 대입하면,

$$\begin{aligned} \mathbf{W}_j(k) &= \mathbf{W}_j(k-1) - \mu e(k) \mathbf{X}_j(k) + \gamma e_{w,j}(k) \mathbf{I}_M \\ &= \mathbf{W}_j(k-1) - \mu e(k) \mathbf{X}_j(k) \\ &\quad + \frac{\gamma}{1+M\gamma} e_{w,j}(k-1) \mathbf{I}_M \\ &\quad + \frac{\gamma}{1+M\gamma} \mu e(k) \mathbf{S}_j(k) \mathbf{I}_M \\ &= \mathbf{W}_j(k-1) - \mu e(k) \{ \mathbf{X}_j(k) - \frac{\gamma}{1+M\gamma} \mathbf{S}_j(k) \mathbf{I}_M \} \\ &\quad + \frac{\gamma}{1+M\gamma} e_{w,j}(k-1) \mathbf{I}_M \quad (21) \end{aligned}$$

이 된다. 식(21)에서 스칼라  $e(k)$ 는 벡터  $\mathbf{W}_j(k)$ 의 함수이므로 스칼라  $e(k)$ 에 대한 순환식은 식(3)에 (21)을 대입하면 다음과 같이 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} e(k) &= \sum_{j=0}^N \mathbf{W}_j^T(k) \mathbf{X}_j(k) \\ &= \sum_{j=0}^N \mathbf{W}_j^T(k-1) \mathbf{X}_j(k) \\ &\quad - \mu e(k) \sum_{j=0}^N \{ \mathbf{X}_j(k) - \frac{\gamma}{1+M\gamma} \mathbf{S}_j(k) \mathbf{I}_M \} \mathbf{X}_j^T(k) \\ &\quad - \mu e(k) \sum_{j=0}^N e_{w,j}(k-1) \mathbf{I}_M \mathbf{X}_j^T(k) \\ &= e^o(k) - \mu e(k) \sum_{j=0}^N \{ P_j(k) - \frac{\gamma}{1+M\gamma} S_j(k) \} \\ &\quad + \frac{\gamma}{1+M\gamma} \sum_{j=0}^N e_{w,j}(k-1) S_j(k) \quad (22) \end{aligned}$$

여기서,

$$e^o(k) = \sum_{j=0}^N \mathbf{W}_j^T(k-1) \mathbf{X}_j(k) \quad (23)$$

이며 사전추정오차(a priori estimation error)를 의미한다. 따라서

$$\begin{aligned} [1 + \mu \sum_{j=0}^N \{ P_j(k) - \frac{\gamma}{1+M\gamma} S_j(k) \}] e(k) \\ = e^o(k) + \frac{\gamma}{1+M\gamma} \sum_{j=0}^N e_{w,j}(k-1) S_j(k) \quad (24) \end{aligned}$$

이다. 식 (24)에서

$$\frac{\gamma}{1+M\gamma} = \alpha$$

로 하면

$$\alpha \leq \frac{1}{M}$$

이 된다. 따라서 식(24)는 다음과 같은 식 (25)가 되고 식 (18)은 식 (26)과 같이 causal한 형태로 된다.

$$e(k) = \frac{e^o(k) + \alpha \sum_{j=0}^N e_{w,j}(k-1) S_j(k)}{[1 + \mu \sum_{j=0}^N \{ P_j(k) - \alpha S_j(k) \}]} \quad (25)$$

$$\mathbf{W}_j(k) = \mathbf{W}_j(k-1) - \mu e(k) \{ \mathbf{X}_j(k) - \alpha \mathbf{S}_j(k) \mathbf{I}_M \} + \alpha e_{w,j}(k-1) \mathbf{I}_M$$

식(25)에서 분모항이 항상 1보다 크다는 것을 다음과 같이 증명할 수 있다.

$$\begin{aligned} P_j(k) &= \sum_{i=0}^N \mathbf{X}_j^T(k-i) \mathbf{X}_j(k-i) \\ &\geq \frac{1}{M} \{ \sum_{i=0}^N \mathbf{X}_j(k-i) \}^T \{ \sum_{i=0}^N \mathbf{X}_j(k-i) \} \\ &\geq \alpha S_j^2(k) \quad (27) \end{aligned}$$

따라서

$$[1 + \mu \sum_{j=0}^N \{ P_j(k) - \alpha S_j(k) \}] \geq 1$$

이다.

이상의 결과를 본 논문에서는 constrained NLMS 알고리즘이라 부르기로하며 그것을 다시 종합하면 표 1과 같다.

표 1. Constrained NLMS 알고리즘  
Table 1. Constrained NLMS algorithm.

$e^o(k) = \sum_{j=0}^N W_j^o(k-1) X_j(k)$	: 사전 추정 오차
$e_{w,j}(k-1) = c_j^o - W_j(k-1) I_M$	: 사전 constraint 오차
$S_j(k) = X_j^o(k) I_M$	: 신호의 합
$P_j(k) = X_j^o(k) X_j^o(k)$	: 신호의 파워
$e(k) = \frac{e^o(k) + \alpha \sum_{j=0}^N e_{w,j}(k-1) S_j(k)}{[1 + \mu \sum_{j=0}^N  P_j(k) - \alpha S_j(k) I_M ]}$	: 사후 추정 오차
$W_j(k) = W_j(k-1) - \mu e(k) [X_j(k) - \alpha S_j^o(k) I_M] + \alpha e_{w,j}(k-1) I_M$	: 가중치 적응
여기서 $\alpha = \frac{\gamma}{1 + M\gamma}$	
이표 모든 $j=0, 1, \dots, N-1$ 이다.	

IV. 시뮬레이션

기존의 constrained LMS 알고리즘과 본 논문에서 제안한 constrained NLMS 알고리즘을 그림 1과 그림 2의 빔 형성기에 적용하여 적응어레이의 수행능력을 전산 시뮬레이션을 통하여 실험하여 보았다. 각 실험마다  $M=4$ , 원하는 신호의 파워를 1로 하였으며, 간섭신호의 파워 10, 입사각  $30^\circ$ , 최대주파수 1000Hz, 중심주파수 500Hz, 대역폭 500Hz,  $N=5$ 로 하고 불규칙 잡음은 없는 것으로 하였다.

적응 어레이의 총출력오차자승 식((3)과 (25))을 판단기준으로 한 적응어레이의 수렴상태를 알아보기 위하여 constrained LMS 알고리즘을 그림 1,2에 적용한 것이 그림 4의 (a), (b) 이고 constrained NLMS 알고리즘을 역시 그림 1,2에 적용한 것이 그림 4의 (c)와 (d)이다. 그림 4의 (a), (b)는  $\mu=10^{-6}$ 으로 하였고 (c)와 (d)는  $\mu=10^{-2}, \rho=10^{-2}$ 으로 했을 경우이다. 그림 4에 나타난 바와같이 constrained NLMS 알고리즘을 사용한 경우로 constrained LMS 알고리즘을 사용한 경우 보다 수렴속도가 훨씬 빠른것을 알 수 있으며 그림 4의 (c)와 (d)는 iteration 500번 이상에서 총출력오차자승의 값이 거의 0인데 비하여 (a), (b)는 아직도 매우 큰 값의 고정된 출력잡음이 계속 존재하고 있음을 알 수 있다. 또한 constrained LMS의 경우는  $\mu$ 값을  $10^{-6}$  보다 크게 할수록 총출력 오차자승은 차츰 큰 값을 가져  $10^{-3}$  이상으로 크게 하면 overflow가 발생하여 안테나 가중치가 발산함을 알 수 있었다. 반면 constrained NLMS의 경우는

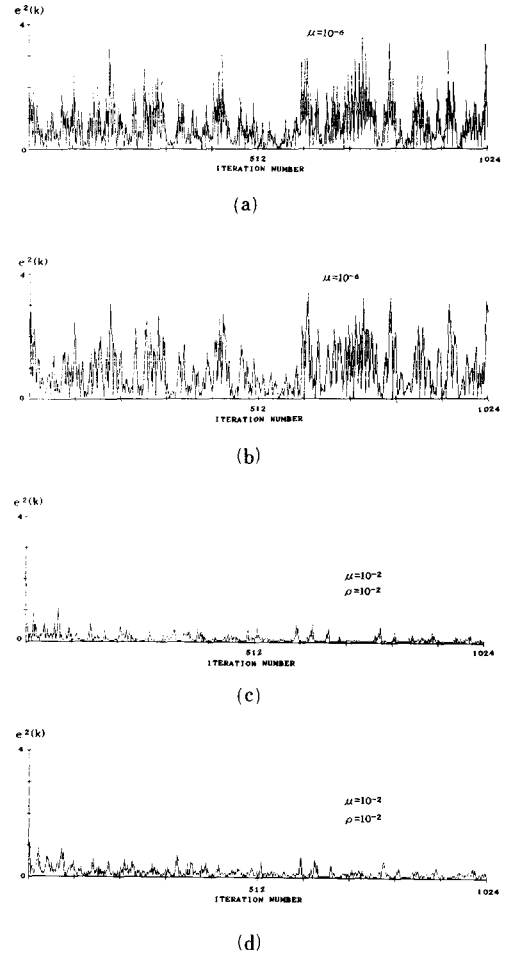


그림 4. 총 출력오차자승의 변화 모양  
constrained LMS : (a) 그림1에 적용  
(b) 그림2에 적용  
constrained NLMS : (c) 그림1에 적용  
(d) 그림2에 적용  
그림 4. Transient behavior of total output error square.  
constrained LMS : (a) using Fig. 1,  
(b) using Fig. 2,  
constrained NLMS : (c) using Fig. 1,  
(d) using Fig. 2.

$\mu$ 값을  $10^{-2}$  보다 크게하여도 발산하지 않을 뿐만 아니라 안정된 값을 가짐을 알 수 있었다.

이제 여기서 그림 1,2의 각 시스템에서 적응필터의 파라미터 벡터  $W_j(k)$ 가 constrained 파라미터 벡터  $c_j$ 로 얼마나 빨리 수렴하는가를 조사하기 위하여 다음과 같은 파라미터간 거리(parametric distance) 함수  $D(k)$ 를 정의한다.

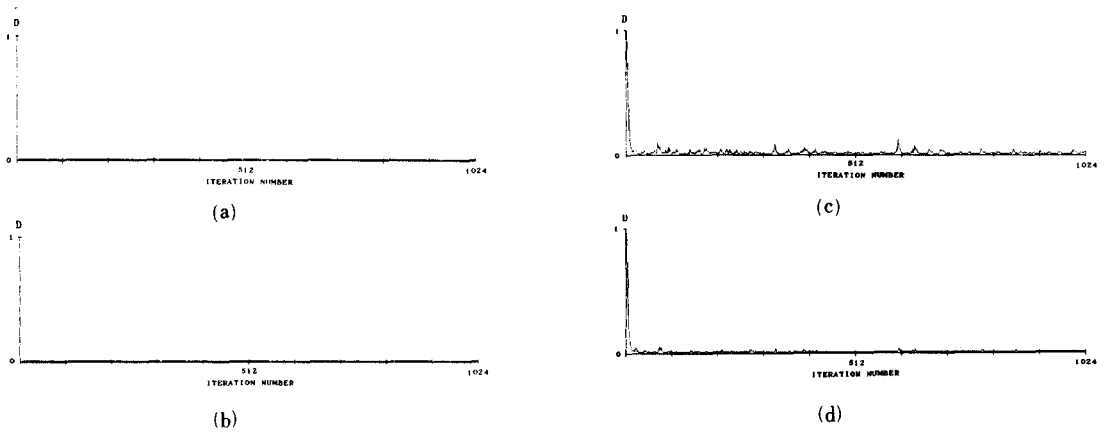


그림 5. Constraint값의 수렴곡선

constrained LMS : (a) 그림1에 적용 (b) 그림2에 적용

constrained NLMS : (c) 그림1에 적용 (d) 그림2에 적용

Fig. 5. Convergence of constrained value.

constrained LMS : (a) using Fig.1, (b) using Fig.2,

constrained NLMS : (c) using Fig.1, (d) using Fig.2.

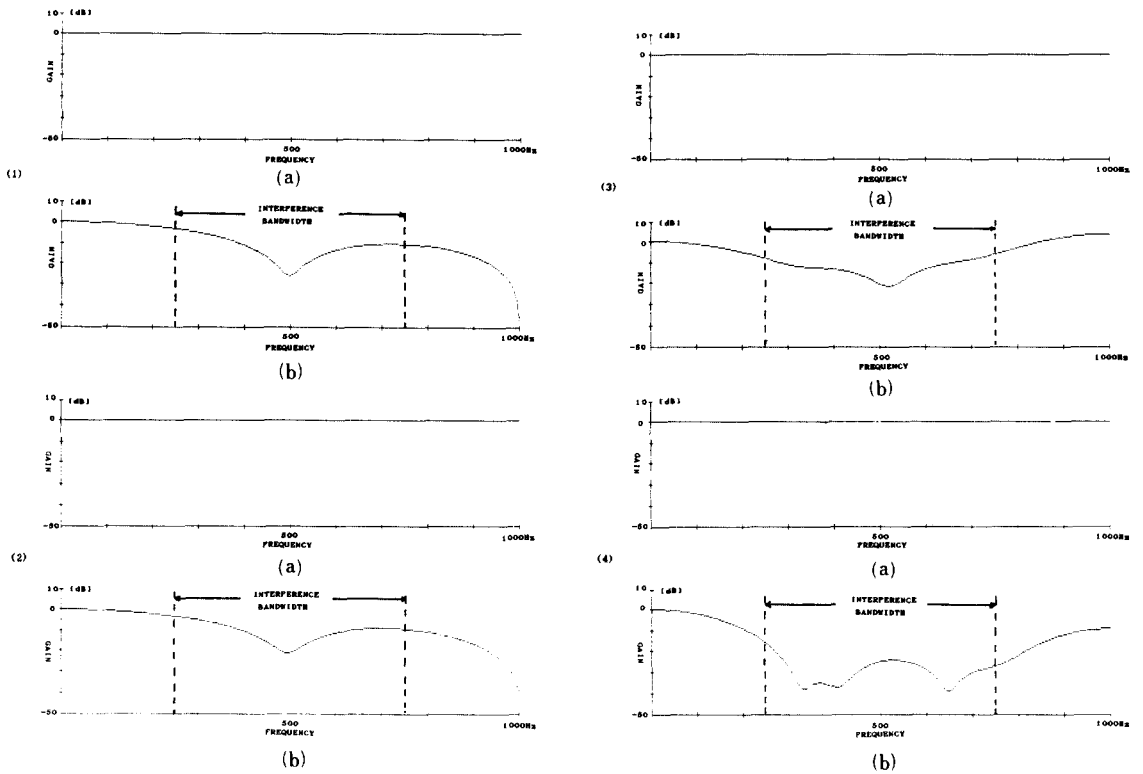


그림 6. 원하는 방향 및 간섭방향에서의 주파수응답

constrained LMS : (a) 그림1에 적용 (b) 그림2에 적용

constrained NLMS : (c) 그림1에 적용 (b) 그림2에 적용

Fig. 6. Frequency response in look direction and Interference direction.

constrained LMS : (a) using Fig.1, (b) using Fig.2,

constrained NLMS : (c) using Fig.1, (d) using Fig.2.

$$D(k) = \frac{\sqrt{\sum_{i=0}^N [c_i - W_j(k)]^2}}{\sqrt{\sum_{i=0}^N c_i^2}}$$

그림 5는 파라미터간 거리D(k)를 구한 constraint 값의 수렴곡선이다. constrained LMS 알고리즘을 그림 1,2에 적용한 그림 5의 (a), (b)의 경우 상세로 constraint시켰기 때문에, 총출력오차자승이 0값에 수렴되도록 각 무게계수들이 올바르게 적응되지 않았는데도, constraint값의 수렴곡선은 매우 빨리 수렴하고 있음을 알 수 있다. 그러나 constrained NLMS 알고리즘을 그림 1,2에 적용한 그림 5(c), (d)의 경우 역시로 constraint 시킨 것이 아니어서 constrained NLMS 알고리즘을 그림 1,2에 적용한 그림 5(c), (d)의 경우 constraint 시킨 것이 아니어서 constrained 보다 다소 늦긴하지만 역시 빨리 수렴하고 있음을 알 수 있다.

그림 6의 (1),(2),(3),(4)에서 (a)들은 원하는 방향에서의, (b)들은 간섭방향에서의 주파수 변화에 따른 수렴된 전력이득의 값을 나타낸 것이다. 그림에서 알 수 있는 바와같이 원하는 방향에서의 주파수응답은 네 가지 경우 모두 다 평탄한 값을 갖지만 간섭방향에서 주파수응답은 대체로 간섭주파수 부근에서 낮은 이득을 가짐을 알 수 있다. 또한 간섭방향에서의 주파수응답인 그림 6의 (b)들을 상세히 비교해보면 간섭신호가 250-750Hz 사이의 대역폭을 갖고 있음에도 불구하고 중심주파수 부근인 500Hz 부근에서, (1), (2),에서는 약 -20[dB]의 감쇄가 있으나 그 외의 간섭주파수에서 평균 -10[dB] 정도의 감쇄 밖에 없다. 그러나 (4)의 경우 전체 간섭주파수 범위에 걸쳐서 평균 -25[dB] 내외의 감쇄가 있음을 알 수 있고 (3)도 다소 떨어지는기 하지만 넓은 범위에 걸쳐 감쇄가 있음을 알 수 있다. 따라서 constrained LMS를 적용한 (1),(2)보다 constrained MNLS를 적용한 (3),(4)의 경우가 평균 -15[dB] 이상의 감쇄가 있으므로 전체 시스템의 수행특성이 훨씬 우수하다고 할 수 있겠다.

그림 7은 각종 빔 형성기 및 알고리즘의 변화에 따른 시간영역에서의 출력신호를 나타낸다. 그림 7의 (a)는 원하는 신호이며 (b)-(e)는 출력신호들이다. (b), (c), (d)는 원하는 신호 보다 다소 왜곡된 파형이 나오고 있음을 알 수 있으며 (e)는 거의 원하는 신호 (a)와 같음을 알 수 있다.

그림 8은 각종 빔 형성기 및 알고리즘의 변화에 따른 시간영역에서의 출력 스펙트럼이다. constrained LMS 알고리즘을 적용한 경우인 그림 8의 (c), (d)에서 원하는 신호의 일부 제거현상을 볼 수 있으며

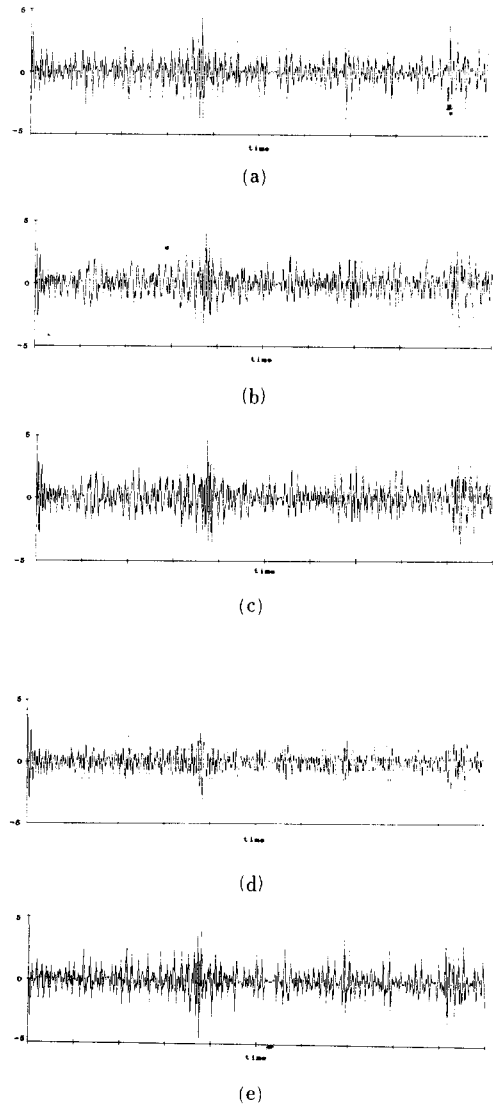


그림 7. 시간영역에서의 출력신호 비교

- (a) 원하는 신호
- (b) 그림 1의 출력신호(constrained LMS)
- (c) 그림 2의 출력신호(constrained LMS)
- (d) 그림 1의 출력신호(constrained NLMS)
- (e) 그림 2의 출력신호(constrained NLMS)

Fig. 7. Comparison of time-domain output signal.  
 (a) desired signal,  
 (b) output signal of Fig.1(constrained LMS),  
 (c) output signal of Fig.2(constrained LMS),  
 (d) output signal of Fig.1(constrained NLMS),  
 (e) output signal of Fig.2(constrained NLMS).

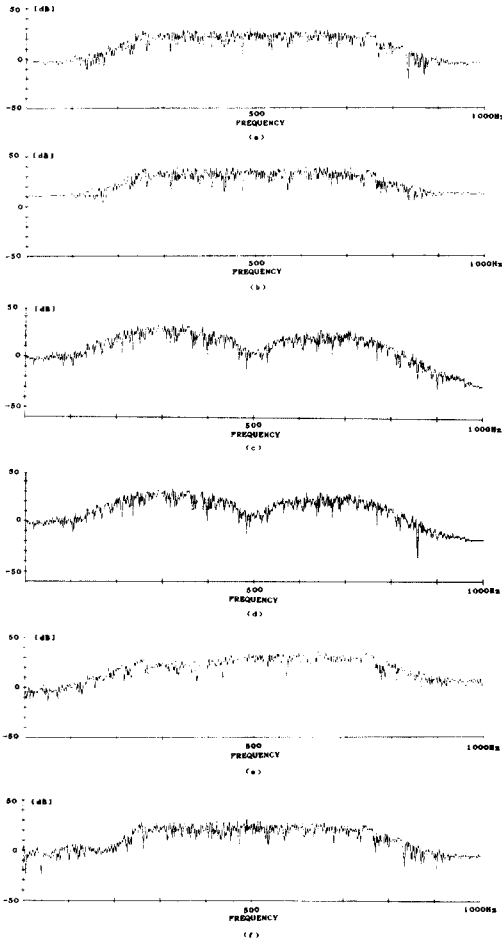


그림 8. 출력스펙트럼

- (a) 신호 스펙트럼
- (b) 간섭 스펙트럼
- (c) Fig.1의 출력 스펙트럼 (constrained LMS)
- (d) Fig.2의 출력 스펙트럼 (constrained LMS)
- (e) Fig.1의 출력 스펙트럼 (constrained NLMS)
- (f) Fig.3의 출력 스펙트럼 (constrained NLMS)

Fig. 8. Output spectrum.

- (a) signal spectrum,
- (b) interference spectrum,
- (c) output spectrum of Fig.1(constrained co LMS),
- (d) output spectrum of Fig.2(constrained LMS),
- (e) output spectrum of Fig.1 (constrained NLMS),
- (f) output spectrum of Fig.2(constrained NLMS).

constrained NLMS 알고리즘을 적용한 (e), (f)의 경우 훨씬 Look-direction 신호에 접근하고 있음을 알 수 있다.

### V. 결 론

적응어레이 안테나에 흔히 적용되고 있는 constrained LMS 알고리즘은 수렴속도가 느리고 안정도가 떨어진다. 이 점을 개선하기 위하여 본 논문에서는 최소자승법을 이용한 새로운 알고리즘을 제시하였다. 또한 그 알고리즘을 Forst 빔 형성기와 Duvall 빔 형성기에 적용하여 수렴속도 및 주파수 변화에 따른 진폭이득의 변화를 비교 분석하였다. 그 결과 constrained NLMS 알고리즘은 constrained LMS 알고리즘에 비해 수렴속도가 훨씬 향상되었음을 알 수 있었고 간섭방향에서의 주파수응답 또한 평균 -15dB이상의 깊은 감쇄가 있음을 확인하였다.

앞으로 본 논문에서 제안한 알고리즘을 IIR 적응 빔 형성에까지 확대 적용할 수 있는가를 확인해 보는 것도 좋은 과제가 될 것으로 생각된다.

### 參 考 文 獻

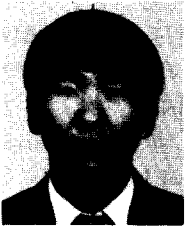
- [1] B. Widrow, S.D. Stearns, Adaptive Signal Processing: Prentice-Hall, Inc. 1985.
- [2] L.J. Griffiths, "A simple adaptive algorithm for real-time array processing, in antenna arrays," Proc. IEEE, vol. 57, no. 10. pp. 1696-1704. Oct, 1969.
- [3] B. Widrow, "Adaptive antenna systems," Proc. IEEE, vol. 55 no. 12. pp. 2143-2159, Dec. 1967.
- [4] O.L. Frost. III, "An algorithm for linearly constrained adaptive array processing," Proc. IEEE, vol. 60, no. 8, pp. 926-935, Aug. 1972.
- [5] C.W. Jim "A comparison of two LMS constrained optimal array structures," Proc. IEEE, vol. 65, pp. 1730-1731, Dec. 1977
- [6] L.J. Griffiths and C.W. Jim, "An alternative approach to linearly constrained adaptive beamforming," IEEE Trans. Antennas Propag., vol. AP-30, pp. 27-34, Jan. 1982.
- [7] B. Widrow et al., "Signal cancellation phenomena in adaptive antennas: causes and cures," IEEE Trans. Antennas Propag., vol. AP-30, p. 469, May 1982.
- [8] K.M. Duvall, "Signal cancellation in adaptive antennas: the phenomenon and a remedy," Stanford Univ., Stanford, Calif., Aug. 1983 (Ph. D. thesis)



---

 著 者 紹 介
 

---



金 達 洙 (正會員)

1953年 11月 8日生. 1976年 2月  
부산대학교 전자공학과 졸업. 1982  
年 2月 부산대학교 전자공학과 석  
사학위 취득. 1990年 2月 부산대  
학교 전자공학과 박사과정 수료.

1979년 3月~현재 동의공업전문  
대학 전자통신과 부교수. 주관심분야는 적응신호처리,  
배열안테나, 수중통신 등임.

辛 潤 炘 (正會員) 第28卷 A編 第5號 參照  
현재 부산대학교 전자공학과  
부교수

●

朴 義 烈 (正會員) 第28卷 A編 第5號 參照  
현재 부산대학교 전자공학과  
교수

---