

M-MAX 선택적 계수 갱신 알고리즘을 이용한 광대역 서브밴드 적응 GSC

김재윤, 유경렬

한양대학교 전자, 전기, 제어계측학과

Subband Adaptive GSC Using M-Max Selective Coefficient Update Algorithm

Jae Yun Kim and Kyung Yul Yoo

Dept. of Electronic, Electrical, Control and Instrumentation Engineering., Hanyang University

Abstract - 본 논문에서는 *M-Max* 선택적 계수 갱신 알고리즘을 이용한 부밴드 광대역 적응 빔포밍 구조를 제안하였다. 기존의 적응 필터 분야에서 일반적으로 가장 안정화된 적용 알고리즘이 NLMS 적용 필터링을 수행할 때 필터의 길이가 증가 할수록 복잡도가 증가하는 문제점을 해소하기 위해 개선된 계수들을 위치에서 대응하는 기울기 추정치 크기를 바탕으로 선택된 계수만을 갱신함으로써 모든 계수를 갱신할 때와 비교해서 복잡도는 크게 감소하는 반면 수렴 성능은 거의 비슷한 *M-Max* 알고리즘이 제안되어왔다. 이러한 *M-Max* 알고리즘을 부밴드 적응 빔포밍 구조에 적용하고 그 타당성을 모의실험을 통하여 광대역 서브밴드 적응 빔포밍에 선택적 계수 갱신 알고리즘을 적용하였을 때 성능 저하 거의 없이 계산량은 크게 감소됨을 검증하였다.

1. 서 론

적용 빔포밍은 소나, 레이다, 지질학, 무선통신에 걸쳐 많은 여러 분야에서 응용하고 있다. 적용 빔포밍은 어떤 임의의 방향에서 수신되는 신호를 통해 sensor array를 조절하여 공간(spatial)과 주파수(spectral) 선택도를 높이고, 다른 방향에서 수신되는 간섭 신호를 억제시키는 기법을 기초로 하고 있다. 그림 1은 광대역 빔포머로서 이산적으로 샘플된 sensor 신호 $x_m(n)$ 는 벡터 w_1 로 구성된 필터로 처리한다. 만일 각 θ 에서 수신되는 신호의 파장이 M 개의 sensor에서 Δt 의 정수곱 만큼 차이되어 각 sensor에 도달한다면 필터 계수는 신호파장이 적당한 지연을 수행함으로써 재 정렬되어야 한다.

광대역 빔포밍은 높은 공간적 해상도를 수행하기 위해서 많은 sensor와 필터계수를 가진 array들이 필요하고, 따라서 적용 빔포밍을 수행하는데 있어서 많은 계산량이 발생한다. 이러한 계산량을 줄이기 위한 기법으로 부분(partially) 적용 빔포밍이 이용되었다[1]. 부분 적용 빔포밍은 필터계수를 갱신하는 과정에서 DOF (Degrees Of Freedom)의 subset만을 이용한다.

부밴드 필터뱅크 구조는 부분 적용 빔포밍의 기법을 토대로 구현되었다[2]. 이 구조는 빔포밍의 차단행렬을 일련의 공간 대역 통과 필터로 정의하고 다른 DOA (Direction of Arrival)와 주파수 성분을 분리한다. 차단 행렬의 출력신호를 주파수 대역에서 분리하기 위해 부밴드 필터뱅크 구조를 이용한다. 이 때 주파수간에 발생되는 중첩(aliasing)을 줄이기 위해 오버샘플링 필터뱅크 구조가 널리 이용된다[7].

적용 필터 분야에서도 필터의 길이가 증가함에 따라 복잡도를 줄이기 위한 연구가 진행되어 왔다. 최근에 Mayyas에 의해 매 갱신 주기마다 들어오는 입력의 크기 비교를 통하여 선택된 계수만을 갱신함으로써 모든 계수를 갱신할 때와 비교해서 복잡도는 크게 감소하는 반면 수렴 성능은 거의 비슷한 *M-Max* 알고리즘이 이

용되었다[3]. 본 논문에서는 이러한 *M-Max* 알고리즘을 부밴드 적응 빔포밍에 적용하는 구조를 제안한다.

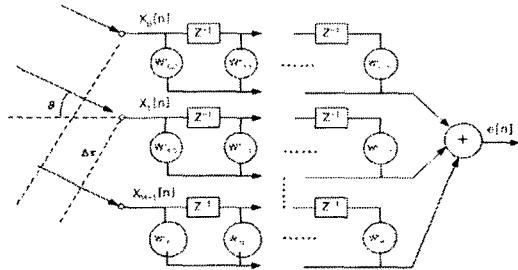


그림 1. 광대역 빔포머의 구조

2. 본 론**2.1 M-MAX 선택적 계수 갱신 알고리즘**

각 샘플 시간에서 적응 필터의 계수를 중 그 일부분만을 갱신하는 알고리즘은 일반적인 LMS 적응 시스템의 전체 복잡도에 비해 복잡도가 더 작아진다. 이러한 알고리즘은 필터 계수를 많이 필요로 하는 음향 반향을 제거나 높은 데이터 비율의 통신 시스템에서의 적응, 동화기 같은 연산자나 메모리 자원이 크게 요구되는 실시간 응용에 많이 이용되고 있다[4],[5]. 일반적인 LMS 알고리즘의 갱신 식은 다음과 같다.

$$\mathbf{w}(n+1) = \mathbf{w}(n) + \mu \mathbf{x}(n) e^*(n) \quad (1)$$

여기서 $\mathbf{w}(n) = [w_0(n), w_1(n), \dots, w_{N-1}(n)]^T$

이고 $e(n)$ 은 시간 n 에서 시스템에 나타나고 $\mathbf{x}(n)$ 은 필터에 들어오는 입력 벡터를 말한다. 이에 반해 부분 갱신 알고리즘은 미리 정해진 수만큼의 필터 계수들만을 갱신하는데 그 중에서 매 반복마다 M 개의 계수만을 갱신하는 순차적(Sequential) LMS 알고리즘이 있다. 그러나 필터 계수 전체를 갱신하는 LMS 알고리즘에 비해 수렴이 늦어지는 단점이 있다. 이처럼 수렴속도가 낮아지는 것은 복잡도를 줄이는 것에 비례하므로 어느 정도 예상할 수 있다[4].

이런 계산적 복잡도를 줄이면서 수렴속도를 향상하는 방법이 있는데 그것은 갱신하는 필터계수를 선택함에 있어서 각 계수마다 오차 성능에 미치는 영향이 달음을 이용하여 오차를 가장 많이 줄일 수 있는 계수들만을 골라서 갱신함으로써 수렴 속도를 최소화하는 *M-MAX* 선택적 계수 갱신 알고리즘이다[3]. 각 계수마다 오차 성능에 영향을 미치는 요인이 되는 MSE 표면(surface)상에서 큰 기울기(gradient) 벡터 성분을 가진 계수들만을 갱신함으로써 성능 향상을 꾀한다. 이때 매 갱신 주기마다 각각의 계수들 위치에서 대응하는 기울기 추정치의 크기를 바탕으로 갱신할 계수들을 선택한다. 즉 i 번째 계수의 기울기 추정치는 다음과 같이 $-2e(n)x(n-i+1)$, ($1 \leq i \leq N$) 이므로 갱신할 때

$|x(n-i+1)|$ 의 크기 중 M 개의 큰 값을 선택해서 거기에 대응하는 계수들만 선택적으로 생신한다.

그러나 입력 벡터를 오름차순으로 정렬하기 위한 비교 연산이 매 주기마다 $2\log_2(N) + 2$ 만큼 필요하게 된다. 하지만 N 이 매우 클 경우 벌충되는 $N - M$ 만큼의 곱셈과 덧셈이 비교연산에 대한 추가적인 복잡도를 초과하지 않는다[3][5]. 이를 NLMS 적용 알고리즘의 계수 간의 표현식으로 나타내면 다음과 같다.

$$w_i(n+1) = \begin{cases} w_i(n) + \frac{\beta_0}{\|x(n)\|^2} e^*(n)x(n-i+1), \\ \text{if } i \text{ corresponds to one of the} \\ \text{first } M \text{ Maxima of } |x(n-i+1)| \\ w_i(n), \quad i=1, K, N \text{ otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

따라서 본 논문에서는 개선해야 할 계수가 매우 많은 시스템인 광대역 적응 범포밍 구조에 이러한 *M-MAX* 알고리즘을 적용하였다.

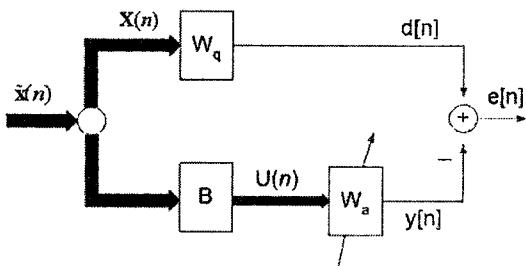


그림 2. GSC의 일반적인 구조

2.2 부백드 적용 범포밀

그림 2와 같은 일반적인 GSC 구조[6]에서 MCAF(Multihannel Adaptive Filter)에 부대역 적용 필터링 기법을 적용한 구조는 그림 3과 같다[2]. 여기서 A는 분해(Analysis)필터 뱅크이고, S는 합성(Synthesis)필터 뱅크로 나타낸다. 이 때 필터링에 적용하는 부밴드 필터 뱅크 변조기법은 GDFT(Generalized Discrete Fourier Transformation)을 이용한다[7].

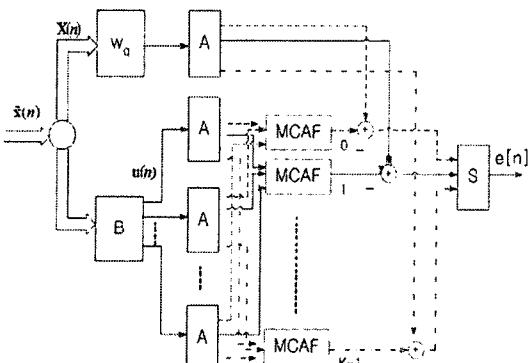


그림 3. 부배드 적용 GSC의 구조

그림 4는 분해필터와 합성 필터뱅크로 구성된 K 채널 부밴드 구조를 나타낸다. 입력 신호가 분해 필터에 의해

M 개의 주파수 대역으로 나뉘어진 다음 $N(NK)$ 인 수로 decimation하는 오버샘플링 필터뱅크 구조를 나타낸다. 일반적으로 critical 샘플링 필터뱅크 구조보다 오버샘플링 필터뱅크 구조가 적은 중첩을 가지고 수행하기 때문에 주로 사용된다[7].

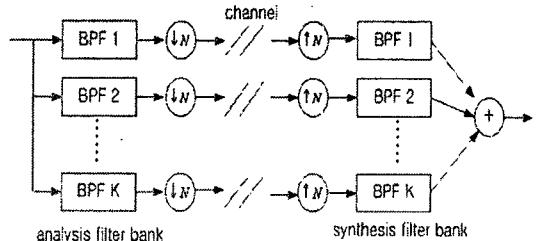


그림 4. Decimation N 을 갖는 K 채널 부밴드 구조

그림 3에 보여진 것처럼 차단 행렬 B의 출력 신호들을 각각의 분해(Analysis) 필터 뱅크를 통과시켜 decimation을 수행한 신호는

$$u_1(n) = [u_{l,0}(n), u_{l,1}(n), \dots, u_{l,K-1}(n)], \quad (3)$$

$l = 0, 1, \dots, L-1$

이다. 여기서 $L \leq S-1$, (S :센서 개수)은 차단 행렬의 대역수이며, K 는 분해필터의 대역수를 나타낸다. MCAF의 입력으로 사용되는 이 출력신호는 (그림 3)에 나타나 있듯이 재 정렬되어야 한다. 재 정렬되어진 이 신호는

$$\mathbf{u}_k(n) = [u_{0,k}(n), u_{1,k}(n), \dots, u_{L-1,k}(n)], \quad k=0,1,\dots,K-1 \quad (4)$$

이다. 식(4)를 시간 n 에서의 입력으로 하고 이 때의 가중치 벡터를 $w_n(n)$ 라 할 때 필터 출력은 다음과 같다.

$$v_i(n) \equiv u_i(n) * w_i(n) \quad (5)$$

또한 축령은 차원 $e_1(n)$ 을 다음과 같이

$$d(u) = d(v) - u(v) \quad (7)$$

여기서 출력오차 $e_k(n)$ 의 평균 자승값을 최소화하기 위해 NLMS 알고리즘의 계수 갱신 표현식을 다음과 같이

$$\mathbf{w}_k(n+1) = \mathbf{w}_k(n) + \frac{\tilde{\mu}}{\|\mathbf{u}_k(n)\|^2} \mathbf{u}_k(n) e_k^*(n) \quad (7)$$

식(7)과 같이 더 낮은 갱신율과 주어진 필터계수의 길이보다 더 적은 계수를 갖는 부밴드 적용 빔포밍의 구조는 병렬구조를 갖는 수행과 pre-whitening 효과로 계산량을 줄이고 수렴성능이 향상된다[2].

2.3.M-MAX 선택적 계수 갱신 알고리즘을 이용
한 보배드 적용 GSC

2.2의 부밴드 적용 GSC 구조에서 높은 공간적 해상도를 필요로 하는 경우에 센서 아래이의 수가 증가하고 부밴드의 채널의 수도 증가될 경우에 있어서 계산량은 증가하게 된다. 따라서 이 논문에서는 2.1의 M -MAX 선택적 계수 생신 알고리즘을 부밴드 적용 GSC 구조에 적용하여 수령 성능은 거의 비슷하게 유지하면서 계산량은 크게 감소시켰다. 식(7)의 계수 생신 표현식을 M -MAX 알고리즘을 적용하면 식(8)과 같다.

$$w_{k,i}(n+1) = \begin{cases} w_{k,i}(n) + \frac{\beta k}{\|u_k(n)\|^2} e_k^*(n) u_{i,k}(n), & , if \ i \ corresponds \ to \ one \ of \ the \ first \ M \ Maxima \ of \ |u_{i,k}(n)| \\ w_{m,i}(n), & otherwise \end{cases} \quad (8)$$

여기서 $w_{k,i}(n)$ 은 시간 n 에서 i 번째 부밴드 채널에서 k 번째 MCAF의 계수를 나타낸다. ($k = 0, 1, \dots, K-1$) 따라서, 개신되는 계수의 총수는 $M \times K$ 개로 계산량이 크게 감소됨을 알 수 있다. 만약 $M = L$ 이면 계수의 총수가 $L \times K$ 개가 되어서 모든 계수를 개신하는 것과 같게 된다.

2.4. 모의 실험 및 결과

적용필터 용·용의 한 예인 부밴드 GSC의 모의 실험을 통하여 제안된 알고리즘의 성능을 비교·분석하고 검증하였다. Array 센서수 $N=16$ 개이고 각각의 센서에 $J=40$ 개의 필터계수를 가지는 빔포머를 사용한다. 이 GSC는 0° 에서 광대역 신호가 수신되도록 zero order derivative에 의해 constraint 되고, 또한 30° 에서 수신되는 주파수 대역이 $w \in [0.15\pi; 0.85\pi]$ 인 광대역 간섭신호를 억제시킬도록 설계하였다.

이 때 SIR(Signal to Interference Ratio)는 -20dB 이고, 모든 센서에 수신되는 신호는 SNR이 20dB 인 AWGN(Additive White Gaussian Noise)에 의해 오염되었다. 또한 그림 4에서 보여진 것과 같이 decimation 비율 $N=6$ 인 오버샘플링 GDFT 필터뱅크에 의해 $K=8$ 개의 부밴드로 나뉘어진다.

이 모의실험에서 기존의 GSC구조와 부밴드 구조, 그리고 M -MAX 알고리즘을 적용한 부밴드 구조의 성능을 비교하기 위하여 세 경우 모두 동일한 스텝사이즈를 갖는 NLMS 알고리즘을 사용하였다. 모의실험 결과는 그림 5와 그림 6에 각각 나타나 있다.

그림 5에서 부밴드 구조가 기존의 GSC구조에 비해 수렴 속도가 빠르다는 것을 알 수 있다. 또한 부밴드 구조에서 시간 n 에서 총 개신되는 계수의 수가 $L \times K = (S-1) \times K = 120$ 개 인데 반해서 M -MAX 알고리즘을 적용한 부밴드 구조에서는 $M \times K = 8$ 개만을 개신하면서도 성능 저하가 거의 없음을 알 수 있다. 그림 6은 M -MAX 알고리즘을 적용한 구조의 정상 상태에서의 빔패턴을 나타내었다. 그림 6에서 30° 에서 수신되는 광대역 간섭신호를 해당 주파수 대역에서 제거시킬 수 알 수 있다.

3. 결 론

M -Max 선택적 계수 개신 알고리즘을 이용한 부밴드 광대역 적용 빔포밍 구조를 제안하였다. 매 반복마다, 각 계수마다 오차 성능에 미치는 영향이 다름을 이용하여 오차를 가장 많이 줄일 수 있는 계수들만을 골라서 개신하는 M -MAX 선택적 계수 개신 알고리즘을 부밴드 광대역 적용 GSC구조에 적용시켜 수렴 성능은 거의 저하 없이 계산량은 크게 감소됨을 확인하였다. 향후 계산량을 더욱 줄이기 위해 매 반복마다 가변적으로 계수를 개신하는 새로운 알고리즘에 대한 연구가 계속되어야 할 것이다.

[참 고 문 헌]

- [1] D. J. Chapman, "Partial Adaptivity for Large Arrays," *IEEE Trans. on Antennas and Propagation*, vol. 24, no. 9, pp. 685-696, Sep. 1976.
- [2] W. Liu, S. Weiss, and L. Hanzo, "Subband Adaptive Generalized Sidelobe Canceller for Broadband Beamforming," in Proc. IEEE Workshop on Statistical Signal Processing, Singapore, pp. 591-594, Aug. 2001.
- [3] T. Aboulnasr, and K. Mayyas, "Selective coefficient update of gradient based adaptive algorithm," in Proc. ICASSP'96, pp. 1929-1932, 1996.
- [4] S. C. Douglas. "Simplified Stochastic Gradient Adaptive Filters Using Partial Updating," *Proc. Six-*

- th IEEE Digital Signal Processing Workshop*, Yosemite, CA, pp. 265-268, Oct. 1994.
- [5] S. C. Douglas. "Adaptive filters employing partial updates," *IEEE Trans. on Circuits and Systems* Vol. 44(3), pp. 209-216, Mar. 1997.
- [6] L. J. Griffith and C. W. Jim, "An Alternative Approach to Linearly Constrained Adaptive Beamforming," *IEEE Trans. on Antennas and Propagation*, vol. 30, no. 1, pp. 27-34, Jan. 1982.
- [7] M. Harteneck, S. Weiss, and R. W. Stewart, "Design of Near Perfect Reconstruction Oversampled Filter Banks for Subband Adaptive Filters," *IEEE Trans. on Circuits and Systems II*, vol. 46, no. 8, pp. 1081-1086, Aug. 1999.

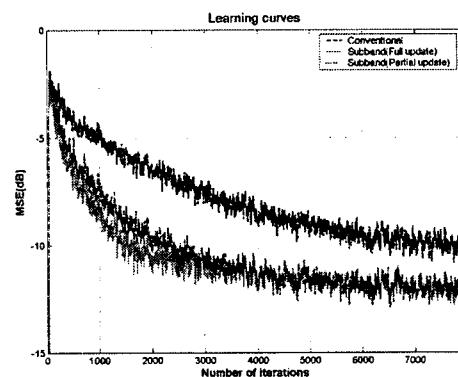


그림 5. 기존의 GSC, 부밴드 구조, 그리고 M -MAX 알고리즘을 적용한 부밴드 적용 GSC에 대한 학습곡선 비교

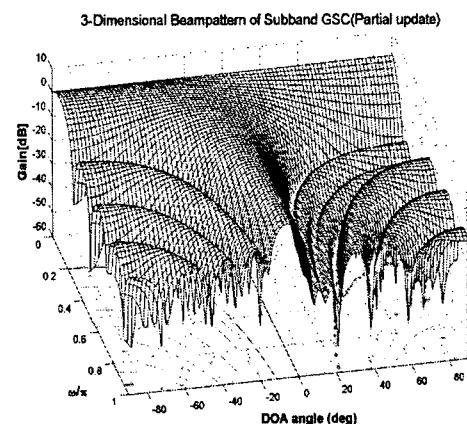


그림 6. M -MAX 알고리즘을 적용한 부밴드 적용 GSC의 정상상태에서의 3차원 빔패턴.