

서브밴드 필터구조를 이용한 광대역 적응 GSC

이승렬, 이영진, 유경렬
한양대학교 전자, 전기, 제어 계측학과

Adaptive GSC using Subband Filter Structure in Broadband Beamforming

Seung Youl Lee, Young Jin Lee, Kyung Yul Yoo
Dept. of Electronic, Electrical, Control and Instrumentation Engineering., Hanyang University

Abstract - 본 논문에서는 GSC(Generalized Sidelobe Canceller)를 기초로 새로운 부밴드 광대역 적응 빔포밍 구조를 제안하였다. 일반적으로 여러개의 필터계수를 갖는 광대역 빔포밍에서는 그 필터길이가 커짐에 따라 많은 계산량을 필요로 하고 그 성능이 감소한다는 단점이 있었다. 이러한 단점을 보완하기 위해 부밴드 필터구조를 이용함으로써 전밴드 필터구조에서보다 더 낮은 계산량과 그 pre-whitening 효과로 그 성능이 향상되었다. 부밴드 필터뱅크 구조에서 광대역 적응 빔포밍이 수행될 때 NLMS(Normalized Least Mean Squares) 적응 알고리즘을 이용하여 GSC의 수렴성능을 검증하였고, 각각의 부밴드 적응필터에서 MSE를 독립적으로 최소화시키는 적응 메카니즘을 사용하여 추정하였다.

모의실험을 통하여 제안한 부밴드 필터구조가 전밴드 구조에서보다 수렴성능이 더 우수함을 검증하였다.

3. 서 론

적응 빔포밍은 소나, 레이다, 지질학, 무선통신에 걸쳐 많은 분야에서 응용하고 있다. 적응 빔포밍은 어떤 임의의 방향에서 수신되는 신호를 향해 sensor array를 조절하여 공간(spatial)과 주파수(spectral) 선택도를 높이고, 다른 방향에서 수신되는 간섭 신호를 억제시키는 기법을 기초로 하고 있다. (그림 1)은 광대역 빔포머로써 이산적으로 샘플된 sensor 신호 $x_m(n)$ 는 벡터 w_l 로 구성된 필터로 처리한다. 만일 각 θ 에서 수신되는 신호의 파장이 M개의 sensor에서 $\Delta\tau$ 의 경수곱만큼 차이되어 각 sensor에 도달한다면 필터계수는 신호파장이 적당한 차연을 수행하므로써 재정렬되어야 한다. 위에서 설명했듯이 빔포밍은 높은 공간적 해상도를 수행하기 위해서 많은 sensor와 필터계수를 가진 array들이 필요하고, 따라서 적응 빔포밍을 수행하는데 있어서 많은 계산량이 발생한다. 이러한 계산량을 줄이기 위한 기법으로 부분(partially) 적응 빔포밍이 이용되었다[1]. 부분 적응 빔포밍은 필터계수를 생선하는 과정에서 DOF(Degrees Of Freedom)의 subset만을 이용한다. 본 논문에서 부밴드 필터뱅크 구조는 부분 적응 빔포밍의 기법을 토대로 구현되었다. 그 빔포밍의 blocking 행렬은 일련의 대역통과 필터로 구성되어, 다른 DOA(Directions Of Arrival)와 주파수 성분을 가지고 수신되는 신호를 분리한다. 게다가 부밴드 기법은 blocking 행렬의 출력신호를 주파수 대역에서 더 많이 분리하기 위해 이용한다. 주파수 대역에서 신호를 분리할 때 주파수간에 발생되는 중첩(aliasing)을 줄이기 위해 오버샘플링 필터 뱅크 구조를 이용한다.

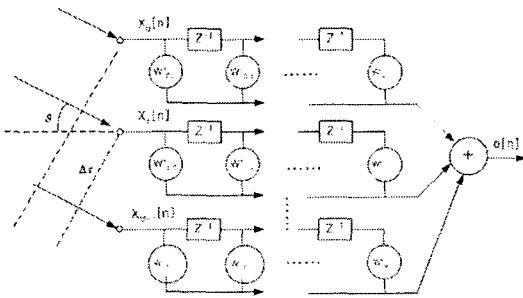


그림 1. 광대역 빔포머의 구조

2. 본 론

2.1 적응 GSC(Generalized Sidelobe Canceller)

본 논문에서는 최적(optimum) 빔포머 중의 하나인 LCMV(Linearily Constrained Minimum Variance) 빔포머 [4]에 초점을 둔다. LCMV는 몇몇 주어진 공간과 주파수를 제약(constraint)하므로써 출력신호의 분산이나 전력을 최소화시키는 기법이다. 하지만 이 기법을 이용하기 위해서는 이차 통계(second order statistics)를 알아야 할 필요가 있다. 그러므로 이 LCMV는 GSC를 통하여 효과적으로 수행한다. (그림 1)과 같이 M개의 sensor와 J개의 필터계수를 갖는 빔포머에 대해 그 출력 $E[n]$ 은 다음과 같이 표현한다.

$$E[n] = w^H \cdot x_n \quad (1)$$

여기서 필터계수와 입력 샘플값은

$$w = [w_0^T \quad w_1^T \quad \dots \quad w_{J-1}^T]^H \quad (2)$$

$$w_l = [w_l(0) \quad w_l(1) \quad \dots \quad w_l(M-1)]^T \quad (3)$$

$$x_n = [\tilde{x}_n^T \quad \tilde{x}_{n-1}^T \quad \dots \quad \tilde{x}_{n-J+1}^T]^T \quad (4)$$

$$\tilde{x}_n = [x_0(n) \quad x_1(n) \quad \dots \quad x_{M-1}(n)]^T \quad (5)$$

데이터 벡터 \tilde{x}_n 은 (그림 1)에서 주어진 것 같이 time slice이다. 여기서 계수 $w_l(m)$ 은 m번째 필터 \tilde{w}_l 에서의 계수 위치 m 를 나타낸다. LCMV 빔포머의 최적 공식은

$$\min_w w^H R_{xx} w \quad \text{subject to} \quad C^H w = f \quad (6)$$

이다. 여기서 R_{xx} 는 관측된 array 데이터의 공분산 행렬이고, $C \in \mathbb{C}^{M \times S}$ 는 constraint 행렬이다. 또한 $f \in \mathbb{C}^S$ 는 응답 벡터이다. 여기에서 차수가 $S-1$ 인 constraint 행렬은

$$C = [\bar{C}_0 \dots \bar{C}_{s-1}] \quad \text{with} \quad \bar{C}_i = \begin{pmatrix} c_i & \dots & 0 \\ 0 & \dots & c_i \end{pmatrix} \quad (7)$$

이다. 여기서 $C_i = [(-m_0)^i \ (1-m_0)^i \ \dots \ (M-1-m_0)^i]^T$ 이고,

일반적인 손실이 없다면 편의를 위해 우리는 $m_0=0$ 이라고 가정한다. 식(6)에서 LCMV 베이스라인의 constraint 최적화는 GSC를 이용하여 풀 수 있다. GSC는 blocking 행렬 B와 정지(quiescent) 벡터 w_q 로 의하여 데이터가 unconstrained subspace로 projection하는 기법이다. 따라서 LMS나 RLS(Recursive Least Squares)와 같은 표준 unconstrained 최적화 알고리즘을 사용할 수 있다[5].

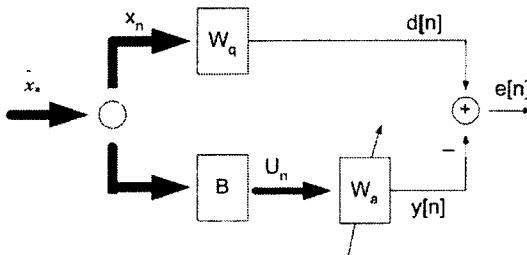


그림 2. GSC의 일반적인 구조

(그림 2)는 GSC의 기본구조를 나타낸다. 여기서 이상 신호 $d[n]$ 은 w_q 를 통하여 얻어진다.

$$d[n] = w_q^H \cdot x_n \quad \text{with} \quad w_q = C(C^H C)^{-1} f \quad (8)$$

입력벡터 $u_n \in C^L$ 은 $u_n = B^H \tilde{x}_n$ 로 얻어진다. 그러므로 blocking 행렬은

$$C^H B = 0 \quad \text{where} \quad \bar{C} = [c_0 \dots c_{s-1}] \quad (9)$$

을 만족해야 한다.

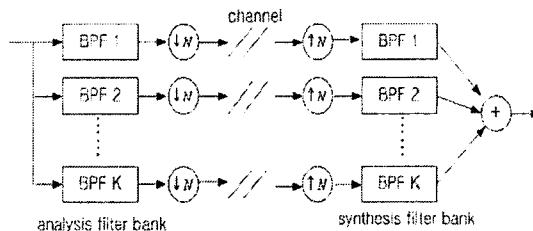


그림 3. Decimation N을 갖는 K 채널 부밴드 구조

2.2 부밴드 적용 범포밍의 설계

이 논문에서 적용 필터링에 적용하는 부밴드 변조기법은 GDFT(Generalized Discrete Fourier Transformation) 기법을 이용한다[6]. (그림 3)은 입력 신호를 analysis 필터에 의해 K개의 주파수 대역으로 나뉘어진 다음 $N(N < K)$ 인수로 decimation하는 오버샘플링 필터뱅크 구조를 나타낸다. 여기서 BPF1은 원형필터를 나타내며, 이 원형필터로부터 GDFT 변조기법을 이용하여 K개의 밴드를 갖는 analysis와 synthesis 필터뱅크 구조로 설계한다. 일반적으로 부밴드 필터구조에서 critical decimation 할 경우, 즉 decimation 비율이 밴드 수와 같은 경우에는 주파수 영역에서 주파수간에 비교적 큰 중첩이 발생할 수 있다. 따라서 중첩을 줄이기 위한 방법으로 오버샘플링 필터뱅크 구조를 이용한다. 이 오버샘플링 필터뱅크 구조

는 critical 샘플링 필터뱅크 구조보다 적은 중첩을 가지고 수행하기 때문에 critical 샘플링 필터뱅크 구조보다 성능이 우수함을 모의실험을 통해 분석하였다.

Blocking 행렬의 구조는 서론에서 설명했듯이 특수한 형태를 얻기 위해 몇몇 DOF의 subset만을 이용하는 부분 적용 GSC이다. 만일 베이스라인이 수신하고자 하는 신호를 받도록 constraint 된다면 blocking 행렬 B은 각 $\theta = 0^\circ$ 에서 수신되는 모든 신호를 억제시키는 기능을 하고, 반대로 quiescent 벡터 w_q 는 $\theta = 0^\circ$ 에서 수신되는 모든 신호만을 수신하는 기능을 한다. blocking 행렬에 관한 예는 (그림 4)에서 잘 나타나 있다. 이러한 blocking 행렬의 구조는 array 데이터간의 decorrelation 결과를 가져오고 부밴드 필터구조를 이용하는 NLMS 적용 알고리즘의 수렴성능을 향상 시킬 수 있다.

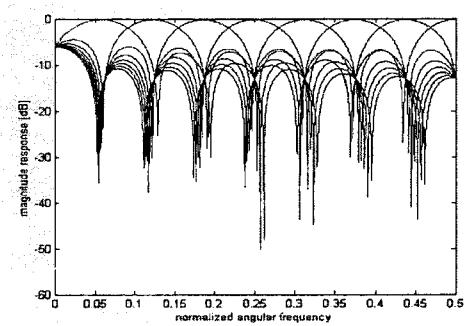


그림 4. 16×8 blocking 행렬

2.3 부밴드 적용 범포밍의 특성

(그림 5)에 보여진 것처럼 주파수 분해과정은 부밴드 적용 필터링 기법을 blocking 행렬 B의 출력에 각각 적용하므로써 그들의 pre-whitening 효과와 병렬구조를 갖는 수행으로 수렴성능이 향상되고 계산량을 줄일 수 있다. 다시 말해서, 더 낮은 갱신율과 주어진 필터계수의 길이보다 더 적은 계수를 갖는 부밴드 적용 범포밍 구조는 전밴드 적용 알고리즘이 필요로 하는 계산량 $O(L_a)$ 의 K/N^2 만큼만 필요로 하게 된다. 여기서 L_a 는 전밴드 구조를 갖는 시스템 계수의 전체수를 나타낸다.

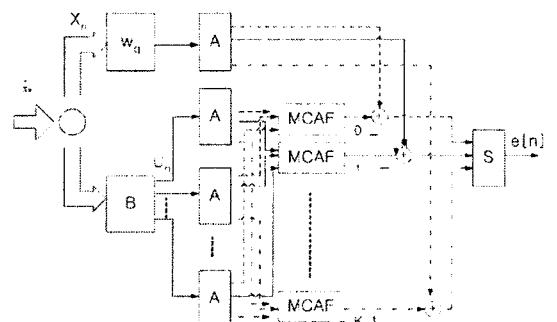


그림 5. 부밴드 적용 GSC의 구조

2.4 모의 실험 및 결과

적용필터 응용의 한 예인 부밴드 GSC의 모의 실험을 통하여 제안된 알고리즘의 성능을 비교·분석하고 검증하였다. array 센서수는 16개이고 각각의 센서에 40개의

필터계수를 가지는 범포머를 사용한다. 이 GSC는 0° 에서 광대역 신호가 수신되도록 zero order derivative에 의해 constraint 되고, 또한 -35° 에서 수신되는 광대역 간섭신호를 억제시키도록 설계하였다. 이 때 SIR(Signal to Interference ratio)은 -24dB 이고, 모든 센서에 수신되는 신호는 SNR이 20dB 인 AWGN(Additive White Gaussian Noise)에 의해 오염되었다. 또한 이 GSC는 각각의 입력신호와 이상신호가 (그림 3)에서 보여진 것과 같이 decimation 비율이 6인 오버샘플링 GDFT 필터뱅크에 의해 8개의 부밴드로 나뉘어진다. 이 때 각 필터의 계수는 96개이다. 이것은 일반적으로 전밴드 구조와 비교할 때 더 낮은 계산량을 초래한다.

이 모의실험에서 부밴드 구조와 전밴드 구조, 오버샘플링 필터뱅크 구조와 critical 샘플링 필터뱅크 구조의 성능을 비교하기 위해서 SVD(Singular Value Decomposition)기법을 이용하여 blocking 행렬을 설계하였고, 스텝사이즈가 0.01인 normalized LMS 알고리즘으로 성능을 분석하였다. 이 시뮬레이션 결과는 (그림 6)과 (그림 7)에 각각 나타나 있다. (그림 6)은 오버샘플링 필터뱅크 구조가 critical 샘플링 필터뱅크 구조보다 성능이 더 우수함을 알 수 있다. 이는 critical 샘플링 필터뱅크 구조에서 더 많은 중첩이 발생했다는 것을 의미한다. (그림 7)은 전밴드 구조에서 수행하는 GSC와 부밴드 구조에서 수행하는 GSC를 비교하였다. 이 그림에서 부밴드 필터 구조가 전밴드 필터 구조보다 수렴속도가 빠른다는 것이 나타났다. 이러한 결과로부터 오버샘플링 필터뱅크 구조를 가지는 적응 GSC는 다른 구조들보다 적은 계산량으로 수행하고, 또한 성능이 더 우수하다는 것을 알 수 있다.

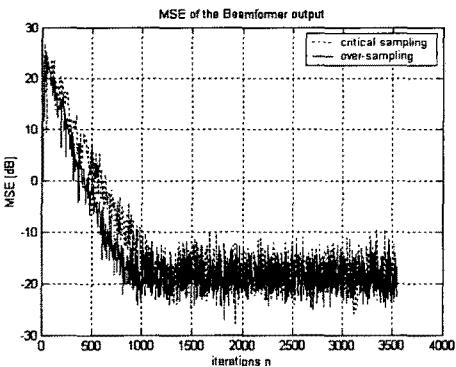


그림 6. 오버샘플링과 critical 샘플링 필터뱅크 구조에 대한 학습곡선 비교.

3. 결 론

본 논문에서는 부분 광대역 적응 범포밍에 대한 부밴드 GSC가 제안되었다. 이 범포밍 구조에서 blocking 행렬의 열벡터들은 대역통과 필터들로 구성되어 수신신호를 특정한 DOA 각과 주파수들의 성분으로 분해한다. 또한 부밴드 구조를 이용하여 blocking 행렬의 출력신호를 주파수 대역에서 분리한다. 이러한 부밴드 적응 필터링 기법을 이용하므로써 계산량은 크게 줄어들 수 있었고, 계수가 pre-whitening 효과로 성능향상을 가져오게 되었다. 차후 연구과제로서 critical 샘플링 필터뱅크 GSC에서 작은 중첩을 갖도록 하는 새로운 구조를 제안하고, 또한 이 새로운 구조를 통하여 오버샘플링 필터뱅크 GSC에서 보다 계산량을 줄일 수 있는 기법을 제안한다.

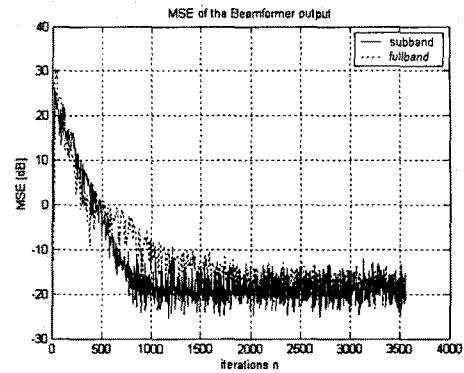


그림 7. 부밴드와 전밴드 구조에 대한 학습곡선 비교

[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] Y. Y. Wang, W. H. Fang, and J. T. Chen, "Improved Wavelet-Based Beamformers with Dynamic Subband Selection," in *Proc. IEEE AP-S Int Symp.*, 1999
- [3] B. D. Van Veen, "Eigenstructure Based Partially Adaptive Array Design," *IEEE Trans. on Antennas and Propagation*, vol.36, no.1, pp.357-362, Jan. 1988.
- [4] O. L. Frost, III, "An Algorithm for Linearly Constrained Adaptive Array Processing," *Proc. of the IEEE*, vol.60, no.8, pp.926-935, Aug. 1972.
- [5] S. Haykin, *Adaptive Filter Theory*, Prentice Hall, Inc. 3rd edition. 1996.
- [6] 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.
- [7] 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.