

이동 jammer 환경에 대응할 수 있는 가변 망각 인자 적응 빔형성 기법

송준일, 김윤정, 임준석*, 성광모

서울대학교 전기공학부, *세종대학교 전자공학과

Adaptive beamforming technique with variable forgetting factor in moving jammer environments

Joon-il Song, Yoon Chung Kim, Jun-seok Lim* and Koeng-Mo Sung

School of Electrical Eng., Seoul National Univ., Dept. of Electrical Eng., Sejong Univ.

junili@acoustics.snu.ac.kr

요약

지금까지 수중음향 시스템에서 jammer 신호를 제거하는 방법에 관한 많은 연구가 진행되어 왔다. 그러나, 기존의 빔형성 기법은 간섭 신호원(interference source)이 움직일 경우 그 성능이 현저히 떨어지는 문제점을 갖고 있다. 이러한 현상은 수중 음향 시스템이 간섭 신호원의 움직임에 대하여 즉각적으로 null의 위치를 변화시키지 못하기 때문에 발생하게 된다. 이를 해결하기 위해서는 시간에 따라 위치가 변하는 jammer 환경에 대하여 대응할 수 있는 새로운 알고리즘이 필요하게 된다. 이러한 단점을 보완하기 위해 본 논문에서는 가변 망각 인자를 갖는 적응 빔형성 기법을 제안하고, 컴퓨터 모의실험을 통하여 제안된 알고리즘이 기존의 적응 빔형성 기법에 비하여 출력 SINR(signal to interference plus noise ratio)의 측면에서 성능 향상을 가짐을 보였다.

1. 서론

수중음향 센서 시스템에서 배열을 이용하여 빔을 형성하여 신호를 송수신하는 경우는 크게 두 가지 목적을 가지게 된다. 원하는 신호 방향에 대한 이득을 최대화 하면서 간섭 신호나 잡음을 최대한 제거하는 것이 그것이다. 특히, 탐지 성능을 저하하기 위해 사용되는

jammer에 대한 영향을 최소화하는 것은 중요한 연구 과제 중 하나로 많은 선행 연구가 이루어져 왔다. 일반적인 경우 jammer에서 발생한 간섭 신호가 들어오는 도래각(direction of arrival)에 빔의 null이 생기도록 하여 간섭신호를 제거하게 된다. 근래에 들어서는 간섭 신호가 들어오는 각도가 일정한 경우 뿐 아니라 시간에 따라 도래각이 변하는 경우도 많이 고려 되고 있다. 이때는 주로 적응 신호처리 기법이 사용 되는데, 그 중 이미 잘 알려진 방법으로는 SMI(sample matrix inversion) 방법과 HT(Hung and Turner) 방법 등이 있다 [1][2]. 그러나 기존의 방법들은 수신 신호가 시간에 따라 변하는 정도가 심한 경우 성능의 저하가 나타나게 되는데, 이것은 급격히 변하는 간섭 신호의 도래각에 빔의 null을 위치시키지 못하기 때문에 일어나게 된다. 따라서, 기존의 방법에 비하여 nonstationary 환경에서 강인한 알고리즘이 필요하게 된다.

일반적으로 jammer를 제거하는 성능을 나타내는 지표에는 여러 가지가 있으나, 주로 출력 SINR(signal to interference plus noise ratio) 또는 출력 SINR-loss를 많이 사용한다. 출력 SINR이 높을수록, SINR-loss가 적을수록 jammer 제거 성능이 우수하다고 말할 수 있다.

본 논문에서는 앞에서 제기한 문제점을 보완하기 위해 보다 나은 성능을 가질 수 있는 알고리즘을 제안한

다. 이 알고리즘은 RLS(recursive least squares) 방법을 기본 개념으로 하고 가변 망각 인자(variable forgetting factor)를 도입하여 시변 신호에 대한 적응력을 높였다. RLS 알고리즘을 이용하여 수렴 성능을 향상시킬 수 있게 되며, 가변 망각 인자는 오차에 따라 참조하는 데이터의 가중치를 조절하여 nonstationary 의 정도에 상관 없이 알고리즘을 적용할 수 있게 해준다. 제안한 알고리즘의 성능은 SINR-loss 측면에서 기존의 방법 보다 우수함을 볼 수 있었다.

본 논문은 다음과 같이 구성 된다. 우선 일반적인 빔의 응답에서 간섭 신호를 제거할 때 이론적인 SINR 및 SINR-loss의 정의와 가중치 벡터의 계산을 소개하고, 기존의 빔형성 기법과 그 문제점을 제기한 후, 제안하는 알고리즘을 소개한다. 알고리즘의 성능 비교를 위해 몇 가지 경우에 대한 컴퓨터 모의실험 결과를 나타내고 결론을 맺도록 한다.

2. 빔 패턴을 통한 간섭 신호의 제거

일반적으로 n 개의 센서를 가지는 선형 배열에 대하여 적응 beamformer의 출력 $z(t)$ 는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$z(t) = \underline{w}(t)^H \underline{y}(t) \quad (1)$$

여기서 $\underline{y}(t)$ 는 beamformer의 snapshot, $\underline{w}(t)$ 는 각 센서에 주어지는 가중치 벡터로 $n \times 1$ vector 이며, $(\cdot)^H$ 는 Hermitian transpose를 나타낸다. Beamformer에 입사하는 신호 $\underline{y}(t)$ 는 다음과 같이 세가지 신호원(signal source)에 따라 구분 할 수 있다.

$$\underline{y}(t) = \underline{y}_s(t) + \underline{y}_j(t) + \underline{y}_n(t) = \underline{y}_s(t) + \underline{y}_i(t) \quad (2)$$

여기서 s, j, n 이 나타내는 것은 각각 원하는 target, jammer, 배경 잡음에 의한 신호로, 원하지 않는 신호를 통틀어서 $\underline{y}_i(t)$ 라는 간섭 신호로 표시할 수 있게 된다. 이론적인 계산으로부터 beamformer를 통한 출력의 SINR(signal to interference plus noise ratio)을 최대로 하는 가중치 벡터의 최적값과 이때의 SINR 값은 다음과 같은 식으로 각각 나타낼 수 있다 [3][4].

$$\underline{w}_{opt}(t) = \frac{\mathbf{R}_i(t)^{-1} \underline{a}_s(t)}{\underline{a}_s^H(t) \mathbf{R}_i(t)^{-1} \underline{a}_s(t)} \quad (3)$$

$$\text{SINR}_{opt}(t) = \frac{K \left| \underline{w}_{opt}(t)^H \underline{a}_s(t) \right|^2}{\underline{w}_{opt}^H(t) \mathbf{R}_i(t) \underline{w}_{opt}(t)} \quad (4)$$

$$\text{where } \mathbf{R}_i(t) = E \left\{ \underline{y}_i(t) \underline{y}_i^H(t) \right\}$$

여기서 $\underline{a}_s(t)$ 는 신호가 들어오는 방향의 방향 벡터 이고, $\mathbf{R}_i(t)$ 는 간섭 신호들의 자기 상관 행렬(correlation matrix)이며, K 는 정해진 상수이다. 식 (4)와 같은 출력 SINR이 일반적으로 beamformer의 제거 성능을 나타내는 반면에, 서로 다른 방법에 대한 결과 비교로 최적값에 대한 비로서 다음의 식과 같이 주어지는 SINR-loss를 많이 사용한다.

$$L_{\text{SINR}} = \frac{\text{SINR}(t)}{\text{SINR}_{opt}(t)} \quad (5)$$

3. 적응 빔형성 알고리즘

최적의 성능을 가지는 beamformer와 실제로 구현 할 수 있는 적응 빔형성 기법의 차이는 자기 상관 행렬(correlation matrix)를 구하기가 어렵다는 것이다. 이 중에서 기존의 SMI(Sample Matrix Inversion)알고리즘은 correlation matrix를 구하는 대신 sliding window 기법을 이용하여 correlation matrix를 근사화하였다. N 개의 샘플을 이용하여 얻어지는 식 (6)과 같은 행렬을 $\mathbf{R}_i(t)$ 대신 사용하게 된다.

$$\mathbf{R}_{\text{SMI}}(t) = \frac{1}{N} \mathbf{Y}_i(t) \mathbf{Y}_i^H(t) \quad (6)$$

$$\text{where } \mathbf{Y}_i(t) = [\underline{y}_i(t) \quad \underline{y}_i(t-1) \quad \dots \quad \underline{y}_i(t-N+1)]^H$$

식 (6)과 같은 방법으로 가중치 벡터를 갱신해 나가는 SMI 방법은 고정된 jammer의 경우에는 좋은 결과를 나타내지만 jammer가 움직이는 경우에는 성능이 급격히 저하된다. 이것은 SMI 방법이 기본적으로 stationary 상태라는 가정에서 계산을 수행하기 때문이다. 따라서, 이와 같은 단점을 극복하기 위해서는 시변(nonstationary) 상황에 적응을 잘하는 방법이 필요하게

된다.

본 논문에서는 시변 상황에 강인하면서 stationary 상황에서도 적용 가능한 알고리즘을 제안한다. 본 알고리즘은 RLS 방법에 기초를 두고 가변 망각인자(variable forgetting factor)를 도입하였다. 가변 망각 인자는 RLS에서 사용되는 망각인자(λ)를 각 시간마다 갱신하여 상황에 따라 참조하는 과거값을 조절해주는 역할을 하게 된다. 가변 망각 인자도 가중치 벡터와 마찬가지로 비용 함수를 최소화하는 방향으로 갱신되게 된다. 이러한 방법으로 근사되는 correlation matrix는 다음과 같이 표현된다.

$$\hat{\mathbf{R}}(t) = \lambda(t)\hat{\mathbf{R}}(t-1) + \underline{y}_i(t)\underline{y}_i^H(t) \quad (7)$$

식 (7)과 같이 주어지는 correlation matrix의 역을 이용해 식(3)과 같이 가중치 벡터를 갱신하고 그에 따른 출력 SINR 또한 식(4)와 같이 구할 수 있게 된다.

표 1. 제안하는 알고리즘의 정리

| □망각인자 갱신 과정 |
|--|
| $J(t) = \underline{w}(t)^H \hat{\mathbf{R}}(t) \underline{w}(t) = \underline{w}(t)^H (\lambda(t)\hat{\mathbf{R}}(t-1) + \underline{y}(t)\underline{y}^H(t)) \underline{w}(t)$ $= \lambda(t)J(t-1) + \underline{w}(t)^H \underline{y}(t)\underline{y}^H(t) \underline{w}(t)$ $\lambda(t) = \frac{J(t)}{J(t-1)} = \frac{[\underline{w}(t)^H \underline{y}(t)]^2}{J(t-1)}$ <p>수렴 가정 $J(t) = J(t-1) = \dots = J$</p> $\lambda(t) = 1 - \frac{[\underline{w}(t)^H \underline{y}(t)]^2}{J}$ |
| □가중치 벡터 갱신 과정 |
| $\hat{\mathbf{R}}, \lambda$ 초기화 $\hat{\mathbf{R}}(t) = \lambda(t)\hat{\mathbf{R}}(t-1) + \underline{y}(t)\underline{y}^H(t)$ $\hat{\underline{w}}(t) = \frac{\hat{\mathbf{R}}(t)^{-1} \underline{a}_s(t)}{\underline{a}_s^H(t)\hat{\mathbf{R}}(t)^{-1} \underline{a}_s(t)}$ $\lambda(t+1) = 1 - \frac{[\underline{w}(t)^H \underline{y}(t)]^2}{J} = 1 - c[\underline{w}(t)^H \underline{y}(t)]^2$ |

망각 인자가 시간에 따라 바뀌기 때문에 본 알고리즘은 jammer가 움직이지 않거나 급격히 움직이는 경우에도 빠른 속도로 적응할 수 있다는 장점을 가진다. 표 1.에 제안하는 알고리즘의 망각인자 및 가중치 갱신을 정리 하였다

4. 실험 및 결과

가변 망각 인자를 갖는 적응 빔형성 기법을 이용한 알고리즘의 성능을 분석하기 위하여 컴퓨터 모의실험을 수행하고 그 결과를 출력 SINR 측면에서 살펴보았다.

첫번째 모의실험은 움직이는 jammer 환경에서 기존의 SMI(Sample Matrix Inversion) 기법과 성능을 비교하는 실험이었다. 우선 서로 0.5λ 떨어진 15 개의 센서와 그 때의 SNR, JNR 을 각각 10dB, 30dB 라고 가정하였다. 또한 움직이는 세 jammer 신호의 시간에 따른 위치를 각각 $\theta(t) = -25^\circ + 10^\circ \cos(t/20)$, $20^\circ + 5^\circ \sin(t/15)$, $-40^\circ - 10^\circ \cos(t/15)$ 라고 설정한 후 각각의 경우에 대한 SINR-loss 를 구하여 보았다.

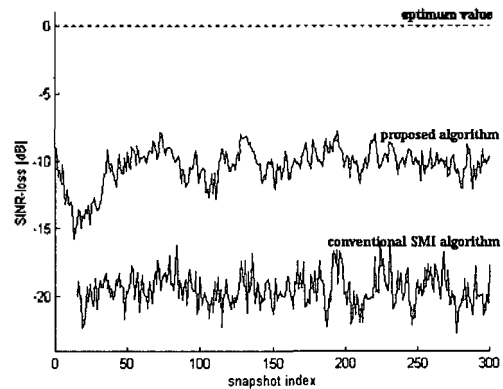


그림 1. 두 적응 알고리즘의 성능 비교

두 번째 모의실험은 제안된 알고리즘이 고정된 jammer 환경과 움직이는 jammer 경우에 대하여 본 논문에서 제안한 가변 망각 인자를 이용한 기법과 기존의 고정된 망각 인자를 이용한 기법의 성능을 비교하는 실험이었다. 우선 서로 0.5λ 떨어진 4 개의 센서를 가정하고, 신호의 도래각은 0° , jammer 의 위치는 stationary 경우와 nonstationary 경우에 대하여 각각

30°와 $30^\circ+10^\circ\sin(t/50)$ 로 설정하였다. 또한 SNR, JNR 을 각각 10dB, 40dB 라고 가정하였다. 그리고 고정된 가변 망각 인자를 이용한 기존의 RLS 기법의 예로 λ 가 0.98 과 0.80 를 사용하였다. stationary 경우와 nonstationary 경우의 실험에 대한 SINR-loss 결과가 각각 그림 2(a)와 그림 2(b)에 나와있다.

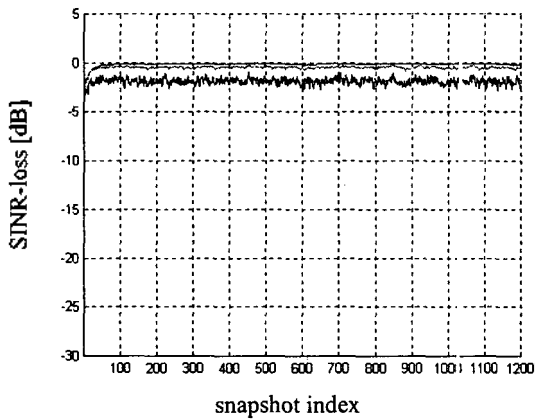


그림 2.(a) stationary case 일 때 성능 비교

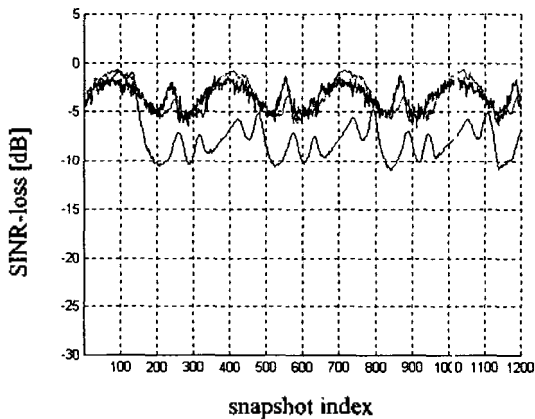


그림 2.(b) nonstationary case 일 때 성능 비교

5. 결론

위의 그림 1.에서 볼 수 있듯이 제안된 알고리즘의 출력 SINR 은 기존의 SMI 기법을 이용한 알고리즘의 결과에 비하여 이론적인 optimum value 에 더 가까운

결과를 보여준다. 그러므로 가변 망각 인자를 사용한 제안된 기법이 SINR 측면에서 보다 효과적인 방법임을 알 수 있다.

두 번째 실험의 경우, stationary(그림 2.(a)) 상태에서는 $\lambda=0.98$, 가변 망각 인자, $\lambda=0.8$ 의 순서로 SINR-loss 가 나타났으나, 세 방법 모두 좋은 성능을 가짐을 알 수 있었다. 그러나, nonstationary(그림 2.(b)) 경우에는 $\lambda=0.98$ 일 때 성능이 급격히 떨어짐을 알 수 있었고 가변 망각 인자를 사용하는 경우에 가장 좋은 결과를 나타냄을 알 수 있었다.

이러한 결과로 보아 시간에 따라 변하는 정도가 달라지는 두 가지 경우 모두 가변 망각 인자를 사용하는 것이 유리하다는 결론을 얻을 수 있었다.

본 연구는 수중음향특화연구센터의 연구 지원으로 이루어 졌습니다.

참고문헌

1. Reed, I. S., Mallett, J. D., and Brennan, L. E., *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, **10**, 853-863 (1974).
2. Hung, E. K., and Turner, R. M., *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.*, **19**, 598-607 (1983).
3. Gershman, A. B., Nickel, U., and Böhme, J. F., *IEEE Trans. Signal Processing*, **45**, 1878-1885 (1997).
4. Manolakis D. G., Ingle V. K. and Kogon S. M., *Statistical and Adaptive Signal Processing*, International Editions, McGraw-Hill, 2000, pp. 659-671.