

능동 소오나 환경에서 에스컬레이터 알고리즘을 이용한 잔향음 제거

The Reverberation cancellation by using escalator algorithm in active sonar systems

김수연*, 박경주**, 유경렬*
한양대학교 전기공학과*, 지구해양학과**

Soo Eon Kim*, Kyung Ju Park**, Kyung-Yul Yoo*
* Dept. of Electrical Eng., Hanyang University
sueon74@hanmail.net, yoo@emc.hanyang.ac.kr

요약

능동 소오나 시스템에서는 잔향음 제한 환경에서 표적 검출을 하기가 용이하지 못하다. 본 논문에서는 고정된 노치 필터로 제거할 수 없는 시 불변성의 잔향음을 효과적으로 제거할 수 있는 방법을 제안하였다. 제안된 알고리즘은 기존의 적응형 잡음 제거기가 갖고 있는 단점을 보완하기 위하여, Gram-Schmidt 직교화과정을 전처리 기법으로 사용하였다. 아울러, 제안된 잔향음 기법을 동해에서 실측한 자료에 적용함으로써 그 성능을 검증하였다.

I. 서론

해양 환경에서는 잔향음은 일반적으로 해수면, 해수중에 존재하는 체적 산란체, 해저면 등에 의해서 발생하게 되며, 잔향음 제한 환경에서 능동 소오나를 운용시 이러한 문제는 표적 검출시 심각한 문제점을 가져다준다. 특히 천해역에서 고주파를 사용할 경우 소오나와 표적사이에서는 송신 신호에 대한 수신신호에서의 시간, 주파수, 그리고 위상의 변화가 발생하며, 해양환경에 의한 잔향음과 기타 잡음으로 인하여 표적신호와 잔향음과의 구별이 어렵게 된다[1],[2]. 그러한 문제를 해결하기 위한 방법으로 노치 필터가 적용되었으나, 잔향음 신호의 주파수 특성이 시간적으로 변하기 때문에 좋은 성능을 나타낼 수 없다. 이렇게 시간적으로 변화하는 잔향음 신호에 대해서 효과적으로 제거하기 위한 기술로 적응 잡음 제거기법이 적용되었고, 그러한 기법들은 LMS(Least Mean Square) 알고리즘이나 LSL(Least Square Lattice) 알고리즘이 사용되었다.

하지만, LMS 알고리즘은 시간적으로 변하는 잔향음의 주파수특성을 추정하기에는 수렴속도에 문제가 있고, 체로 도플러의 경우에 표적 신호까지 제거해 버리는 치명적인 약점을 가지고 있다. 그리고, LSL 알고리즘은 표

적 신호의 감쇠가 LMS 알고리즘보다는 덜 하지만 상대적으로 많은 계산량이 문제가 되고 있다[3],[4].

이러한 이유로, 본 논문에서 제안한 기법은 수렴속도를 증가시키기 위해 LMS알고리즘과 에스컬레이터 알고리즘을 사용해서 계산량과 수렴속도가 보완된 잔향음 신호에 보다 강인한 알고리즘을 사용하였다.

제안된 알고리즘의 구성은 입력성분의 상관행렬을 구함에 있어서 전 처리과정의 일환으로 Gram-Schmidt 직교화 과정을 통해서 상관행렬을 대각화 시킬 수 있고 이 과정을 통해 얻어진 대각성분을 가지고 기존의 전력 정규화과정에 의해 계산되어 질 수 있다. Gram-Schmidt 직교화 과정은 escalator 알고리즘을 사용해서 구현할 수 있다.

II. 잔향음 제거 모델

능동 소오나는 천해역에서 고주파 신호를 이용해서 표적을 탐지하는 경우 수중의 환경적 요인에 의해 발생하는 잔향음에 의해 표적신호와 잔향음간의 구별이 어려워진다.

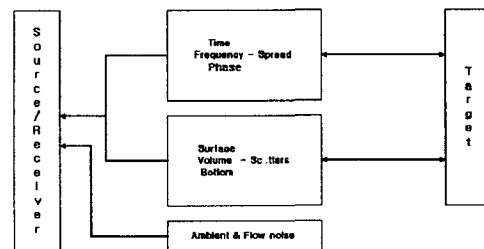


그림 1. 능동 소오나 모델

그러한 이유로 적응 잡음제거 기법이 사용되고 있으며

적용 알고리즘은 LMS 알고리즘과 LSL 알고리즘을 사용한다. 하지만 앞서 언급했던 바와 같이 LMS 알고리즘은 수렴속도와 제로 도플러에 치명적인 약점을 보이고, LSL 알고리즘은 제로 도플러에서 표적과 잔향음을 구별해 낼 수는 있지만, 약간의 표적신호의 감쇠가 생기는 단점을 보이고 있는 것으로 나타난다.

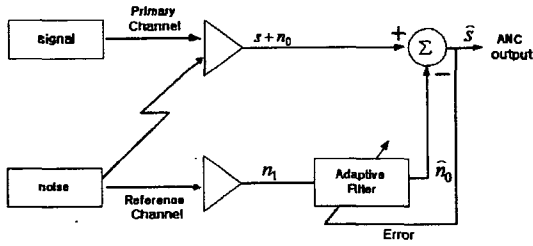


그림 2. 적응 잡음제거 기법

III. Escalator 알고리즘을 이용한 잔향음 제거 기법

위에서 논하였던 두 가지의 알고리즘만으로는 효율적인 잔향음 제거가 어렵기 때문에 제안된 escalator 알고리즘 방법을 이용하여 잔향음을 효율적으로 제거 할 수 있다. 참조채널로 입력되는 잔향음을 먼저 직교화 과정을 통해서 적응필터기법에 의해 주 채널 신호의 잔향음을 제거하는 과정을 통한다. 여기서, 참조 채널의 입력 신호들 사이의 correlation에 기인할 수 있는데 nondiagonal한 성분들을 제거하기 위해서 Gram-Schmidt 직교화 과정을 통해서 입력신호들을 decorrelate하게 만들어 준다. 여기서 직교화 과정을 통과한 성분들은 전 입력들의 backward prediction 에러가 전력 정규화된 LMS 알고리즘으로 들어가기 때문에 제로 도플러에 대한 표적신호의 제거 없이 잔향음만을 제거시킬 수 있다. Gram-Schmidt 직교화 과정을 통해서 얻어진 출력신호는 다음과 같이 표현할 수 있고

$$\mathbf{b}(n) = L \mathbf{x}(n) \quad (1)$$

$\mathbf{b}(n) \in [N \times 1]$ 의 자기상관행렬 $K_b = LK_x L^T$ 로서 대각행렬이 되고 변환행렬 L 은 대각성분이 1인 lower triangular 행렬이 된다. 여기서 변환행렬은 escalator 알고리즘의 각각의 단계에서 그 원소들을 구할 수 있고 그 행렬들의 곱으로 표현된다[5].

$$L = L_{N-1} L_{N-2} \cdots L_2 L_1 \quad (2)$$

$$L_1 = \begin{bmatrix} 1 & \cdot & \cdot & 0 \\ \rho_1^1 & 1 & \cdot & 0 \\ \cdot & \cdot & 1 & \cdot \\ \rho_{N-2}^1 & \cdot & \cdot & \cdot \\ \rho_{N-1}^1 & 0 & \cdot & 1 \end{bmatrix} \quad L_2 = \begin{bmatrix} 1 & \cdot & \cdot & 0 \\ 0 & 1 & \cdot & 0 \\ \cdot & \rho_2^2 & 1 & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ 0 & \rho_{N-1}^2 & \cdot & 1 \end{bmatrix}$$

변환행렬의 표현식은 식(1)과 같이 표현이 가능하고 여기서 L 의 원소들은 각 단계에서 prediction 에러들의 위치와 그 에러들의 제곱이 최소화되어지는 것을 이용하여 원소들의 값을 식으로 표현하면

$$\rho_j^i(n+1) = \rho_j^i(n) - \mu_n \frac{\partial^2 b_{i,j}^2(n-j)}{\partial \rho_j^i(n)} \quad (3)$$

이고, gradient 벡터의 순간적인 추정과 수렴 상수 μ_n 의 정규화를 이용하면 다음의 식으로 표현이 가능하다

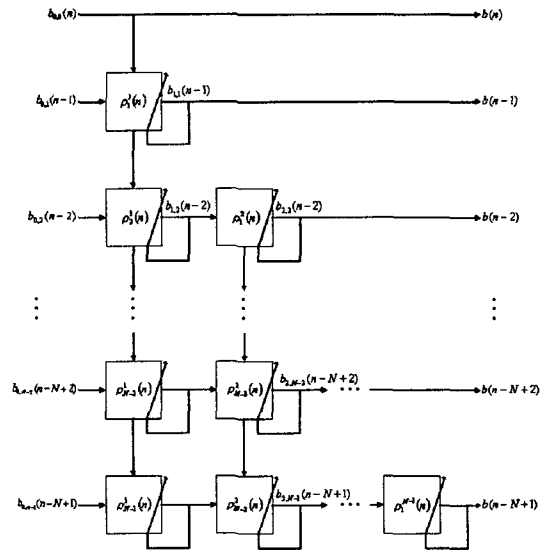


그림 3. 에스컬레이터 알고리즘

$$\rho_j^i(n+1) = \rho_j^i(n) - 2\mu_n \frac{b_{i-1,i-1}(n-i+1)b_{i,j}(n-j)}{\sigma_{b_{i-1,i-1}(n-i+1)}^2(n)}$$

$$b_{i,j}(n-j) = b_{i-1,j}(n-j) - \rho_j^i(n)b_{i-1,i-1}(n-i+1)$$

$$\sigma_{b_{i-1,i-1}(n-i+1)}^2(n) = \beta \sigma_{b_{i-1,i-1}(n-i+1)}^2(n-1) + (1-\beta) b_{i-1,i-1}^2(n-i+1) \quad (4)$$

여기서 μ_n 은 변환행렬 L 의 안정성을 도모하기 위하여 시 종속 변수로 만들어 주어야 한다[6].

전체의 알고리즘을 살펴보면 그림(3)과 같고 전력 정규화 과정에서 대각행렬 $K_b^{-1}(n)$ 은 다음처럼 표현된다.

$$K_b^{-1} = \text{diag}[\phi_0^{-1}(n), \phi_1^{-1}(n), \dots, \phi_{N-1}^{-1}(n)] \quad (5)$$

$$\phi_i(n) = \alpha \phi_i(n-1) + (1-\alpha)b_i^2 \quad (6)$$

이렇게 설계된 방법을 기존의 LMS 전력정규화 방법에 의해 구현할 수 있으며 그림(4)의 형태를 지닌다. 최종적으로, weight 벡터의 갱신식은 기존의 방법과 같아진다.

$$w(n+1) = w(n) + 2\mu K_b^{-1} b(n)e(n) \quad (7)$$

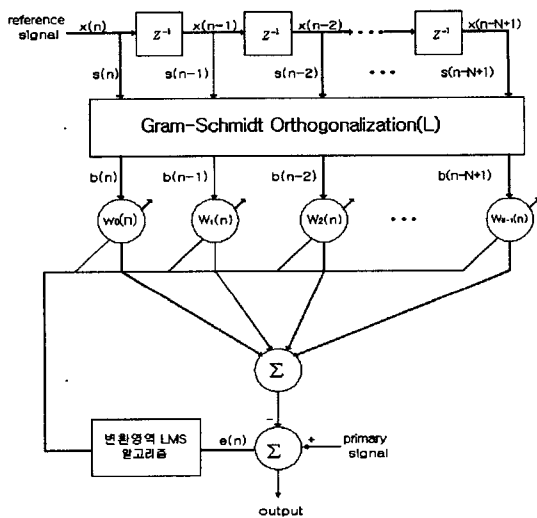


그림 4. GS-LMS 알고리즘

IV. 모의 실험 및 고찰

모의 실험에 사용된 신호는 동해근해에서 고주파 능동 센서를 이용한 CW 및 FM 신호를 방사하여 수신한 실측신호로 CW신호의 중심 주파수는 126kHz, 펄스폭이는 0.4msec 이고, 샘플링 주파수는 500kHz로 사용하였다. 필터의 주 채널로 입력되는 신호에는 표적신호 2개와 잔향음으로 구성된 신호인데, 표적신호의 주파수는 125kHz과형을 잔향음 샘플 2001~3000 사이에 SRR(Signal to Reverberation Ratio)이 0dB인 신호와 126kHz인 제로 도플러 표적 신호를 4001~5000 사이에 SRR이 3dB인 신호를 포함시켰다.

참조 채널의 신호를 만들기 위해서 주 채널의 ping 수신신호와 가장 짧은 시간지연을 두고 방사된 그 다음 ping의 수신신호와와의 조합에 의해 참조신호를 구성하였다. 이러한 방법이 가능한 이유는 잔향음 신호의 통계적

특성이 시공간적으로 변화가 느리다는 점에서 가능하고, 주 채널에 관련된 어느 정도 각도가 회전되어진 다른 참조 채널에서 수신된 신호를 고려해주어야 하기 때문이다[5]. 그러한 방법으로 참조 채널의 잔향음을 구해보면, 다음의 식과 같이 표현할 수 있고,

$$\text{ref} = k * \text{ref}_1 + (1-k) * \text{ref}_2, \quad 0 \leq k \leq 1 \quad (8)$$

여기서 k의 값이 1에 가까워 질 수록 두 잔향음 신호의 형태가 비슷하다는 것이고, 수중환경이 급하게 변할 수록 k의 값이 적어지게 된다.

모의 실험은 그 성능의 검증 을 위하여 LSL 알고리즘과 GS-LMS 알고리즘을 위에서 만들어진 신호를 가지고 실험하였다. 각각의 필터차수는 32이고, GS-LMS의 step-size μ 와 μ_n 는 각각 0.04와 0.01이고, β 값은 0.9로 하였다.

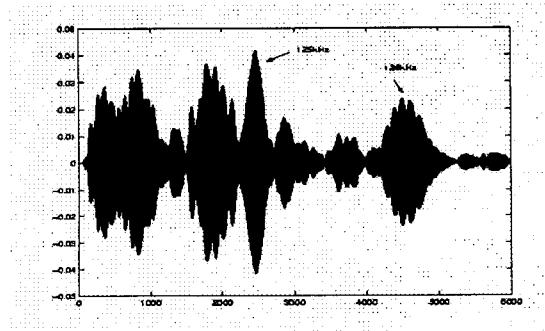


그림 5. primary input(CW reverberation+target signal)

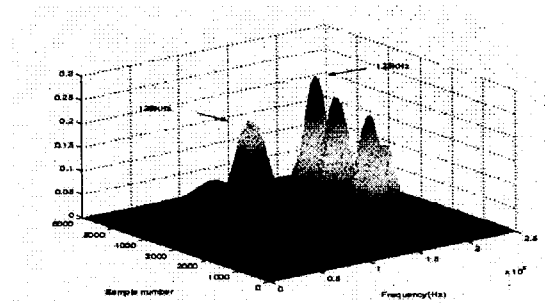


그림 6. primary input(time-frequency representation)

그림 (7), (8)에서와 같은 모의실험의 결과를 살펴보면 우선 1~2000kHz의 표적신호가 없는 고주파 능동 센서의 바로 앞부분의 해수면과 해저면에 반사되는 잔향음의 크기가 상대적으로 크고, 그러한 음파에 대해서는 LSL 알고리즘이 GS-LMS 알고리즘보다 잘 제거하였다. 그리고, 2001~3000사이의 125kHz의 표적신호에 대해서는 주 채널에서 SRR이 0dB였던 신호가 LSL 알고

리즘의 출력 신호에서 14dB였던 반면에 GS-LMS 알고리즘은 12dB의 잡음 제거성능을 발휘한 것으로 나타났지만, 표적 신호의 최대치에 대한 부분적인 유지가 LSL 알고리즘보다는 GS-LMS 알고리즘이 좋은 것으로 판별되었다. 그리고, 제로 도플러 신호인 4000~5000사이의 표적신호에 대해서는 GS-LMS 알고리즘은 표적신호를 거의 보존해서 SRR이 18dB의 잡음제거를 보인 반면에 LSL은 표적신호가 상당부분 제거되는 모습을 보여 SRR이 15dB를 보여 GS-LMS 알고리즘이 3dB정도의 성능이 좋은 것으로 나타났다.

실제 능동 소오나 시스템에서 표적신호의 움직임이 적을 때 대부분의 경우에 있어서 잔향음 신호와 동일한 주파수의 표적신호가 검출되게 된다. 그러한 상황에서 전통적인 LMS 알고리즘이나 노치 필터의 경우는 표적신호를 완전히 제거해 버리고, LSL 알고리즘은 또한 표적신호의 일부만이 제거되어도 상황에 따라 표적신호와 잔향음과의 구별이 어렵게 될 수 있다. 이러한 관점에서 GS-LMS 알고리즘은 다른 적응잡음 제거기에 비해 잔향음의 제거능력과 제로 도플러에 대한 표적신호의 보존측면에서 우월하다고 볼 수 있다.

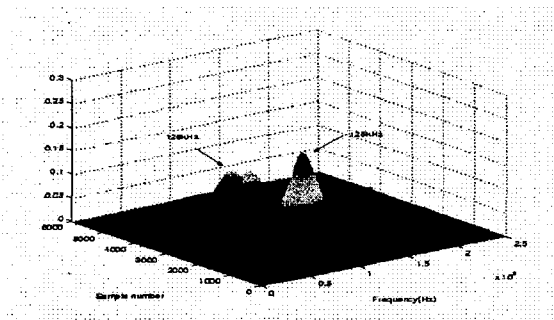


그림 7. LSL output

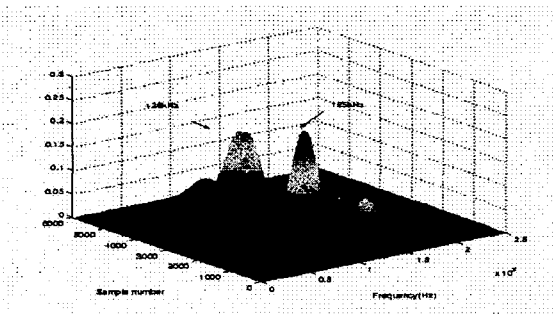


그림 8. GS-LMS output

V. 결론

잔향음 제한 환경하에서 잔향음 신호와 함께 포함되어진 표적 신호에 대해서 잔향음 주파수와 비슷하거나 같은 표적신호를 보존하면서 잔향음만을 효율적으로 제거하기 위해서 기존의 구현이 간단한 LMS 알고리즘에 es calator 알고리즘을 전 처리과정으로 사용하여 LSL 알고리즘보다 연산량이 적어 구현이 간단하고 효율적인 표적 검출을 할 수 있다는 사실을 확인할 수 있었다. 하지만, 그 기반이 LMS 알고리즘이라는 점 때문에 초기잔향음의 제거에는 LSL 알고리즘보다 성능이 뛰어나지는 못 하였기 때문에 앞으로 초기 잔향음 신호를 좀 더 확실하게 제거하기 위한 노력이 필요할 것이다.

참고문헌

- [1] Michael B. Porter, "Acoustic models and sonar systems", *IEEE J. Ocean Eng.* vol. 18, Oct. 1993
- [2] Dale D. Ellis, "A shallow water normal-mode reverberation model", *J. Acoust. Soc. Am.* May, 1995
- [3] M. Aineto and S. Lawson, "Narrowband signal detection in a reverberation-limited environment" *Proc. Oceans 97 MTS/IEEE* vol. 1, 1997
- [4] Ki M. Kim and Dae H. Youn, "Adaptive processing technique for enhanced CFAR detecting performance in active sonar systems" *IEEE Trans. Aerosp. & Electric Systems*, vol. 36, 2000
- [5] D. Alexandrou, "Adaptive noise canceling applied to sea beam sidelobe interference rejection" *IEEE J. Ocean Eng.*, vol. 13, 1988
- [6] V. Parikh and A. Baraniecki, "The use of the modified escalator algorithm to improve the performance of transform-domain LMS adaptive filters", *IEEE trans. Signal Processing*, vol. 46, Mar. 1998