

# 능동 소오나에서 에스컬레이터 알고리즘을 이용한 잔향음 제거 기법

## A Reverberation Cancellation Method Using the Escalator Algorithm in Active Sonar

박 경 주\*, 김 수 언\*\*, 유 경 렬\*\*, 나 정 열\*  
(Kyung Ju Park\*, Su Eon Kim\*\*, Kyung Yul Yoo\*\*, Jungyul Na\*)

\*한양대학교 지구해양학과, \*\*한양대학교 전자컴퓨터공학부

(접수일자: 2001년 3월 1일; 수정일자: 2001년 6월 7일; 채택일자: 2001년 6월 20일)

기존의 적응형 잡음 제거 기법을 적용하여 잔향음의 영향을 제거하는 경우, 수렴속도, 추적기능, 수치적 안전성, 표적신호와 잔향음 신호간의 상대적인 주파수 특성, 그리고 표적속도 등의 상호 배반적인 요인에 의하여 그 성능이 달라진다. 본 논문에서는 수렴속도, 연산량 그리고 검출능력 등의 요구조건들을 상호 보완하는 적응형 잔향음 제거 기법을 제안하였다. 본 논문에서 제안한 기법은 변환영역에서 동작하도록 설계하였으며, Gram-Schmidt 직교화 과정을 적용하였고, 이를 에스컬레이터 알고리즘으로 구현하였다. 먼저 변환영역 알고리즘을 사용함으로써 수렴속도와 수치적 안전성 혹은 연산량 측면에서의 성능향상을 유도할 수 있다. 제안된 잔향음 제거 기법을 삼척시 연안에서 실측한 자료에 적용하여 그 성능을 검증하였다. 모의실험을 통하여 제안된 기법이 잔향음 신호에 근접한 주파수 대역의 표적신호를 보존하고, 정지표적과 이동표적에 대해서도 성능의 변화가 상대적으로 적으면서 효율적으로 잔향음을 제거한다는 사실을 확인하였다.

**핵심용어:** 잔향음, 표적탐지, Gram-schmidt 직교화, 적응 잡음 제거

**투고분야:** 음향 신호처리 분야 (1,4), 수중음향 분야 (5,2)

Traditional adaptive noise cancelling methods rely their performance on various interfering parameters, such as convergence speed, tracking ability, numerical stability, relative frequency characteristics between target and reverberation signals, and activity of the target. In this paper, an adaptive noise cancelling method is suggested, which provides a successful tradeoff among these factors. It is designed to work on the transform domain, adopts the Gram-Schmidt orthogonalization process, and is implemented by the escalator algorithm. The transform domain approach supports a tradeoff between the convergence speed and numerical cost. The proposed method is verified by applying a real-data collected in the shallow waters off the east coasts of Korea. It is shown that it has a good reverberation-rejection capability even for the target signal with adjacent frequency components to those of the reverberation, and its performance is invariant for the activity of the target.

**Keywords:** Reverberation, Target detection, Gram-schmidt orthogonalization, Adaptive noise cancelling

**ASK subject classification:** Acoustic signal processing (1,4), Underwater acoustics (5,2)

## I. 서론

해양 환경에서 잔향음 (reverberation)은 일반적으로 해수면, 해수중에 존재하는 체적 산란체, 해저면 등에 의하여 발생하게 되며, 능동 소오나 (active sonar)의 운용에 지대한 영향을 미치게 되어 표적 탐지를 어렵게 한다. 특히 천해역에서 고주파 신호를 사용할 경우 전파 경로에 따라 송신 신호에 대한 수신 신호의 특성-시간, 주파수, 위상 및 형태가 왜곡되어 표적 반향음의 정확한 식별이 어렵게 된다. 이러한 신호의 왜곡과 더불어, 해양환경에 의한 부가적인 잡음신호, 그리고 잔향음으로 인하여, 표적의 탐지가 더욱 어렵게 된다[1-2]. 이러한 문제를 해결하기 위한 방안으로, 음파 전달환경의 영향을 분석하고, 그 결과를 활용하는 방법이 제시된 바 있다. MFP (Matched Field Processing) 기법이 대표적인 예가 된다 [3]. 하지만 주변 환경에 대한 충분한 조사/분석이 요구되며, 연산량 또한 과다하게 요구되는 단점을 지니고 있다.

잔향음을 포함하는 전파경로의 환경적 특성이 시변인 경우에는, 잔향음 특성을 파악한 후 간단하게 노치 (notch) 필터를 사용하여 잔향음의 영향을 배제할 수 있다. 그러나, 일반적으로 해양 환경에서는 이들이 시변 특성을 지니고 있기 때문에 적응필터의 사용이 요구된다. Yao와 Jutten[4]은 채널 동화기법을 사용한 잡음 제거 방법을, 그리고 [5]에서는 gradient descent 알고리즘을 사용한 잔향음 제거 방법을 제시하고 있다.

그러나, 적응필터를 구성하는 알고리즘에 따라 잡음 제거 성능이 많은 차이를 보인다. LMS (Least Mean Square) 알고리즘은 잔향음을 포함한 시변 전파환경에서는 수렴 속도 및 추적기능 면에서 주파수 추정에는 부적합하며, 제로 도플러의 경우 (목표물이 정지해 있는 경우)에는 표적신호까지도 동시에 제거하는 약점을 지니고 있다. 수렴 속도를 향상시키기 위하여 LSL (Least Squares Lattice) 알고리즘과 같은 RLS (Recursive Least Squares) 알고리즘을 사용할 수도 있지만, 연산량과 수치적인 특성면에서 문제점을 지니고 있다고 알려져 있다. 그러므로 수렴 속도/추적기능과 연산량 간의 상호 배반적인 문제를 해결하기 위한 상호 보완이 요구된다.

본 논문에서는 이러한 상호 보완의 한 방법으로써 에스컬레이터 알고리즘을 사용한 잔향음 제거기의 구조를

제안하였다. 이들 변환영역 적응필터는 입력신호의 자기상관행렬을 대각화 (diagonalize)하여 수렴속도를 향상시키는 성능을 지닌 것으로 알려져 있다. 그래서 기존의 변환영역 적응필터는 DCT (Discrete Cosine Transform) 나 DWT (Discrete Wavelet Transform)를 주로 사용해 왔지만 두 변환 모두 신호를 주파수영역, 시간-주파수영역으로 변환하기 때문에 잔향음과 표적신호가 동일한 시간에 동일한 주파수 대역에 있게 되면 문제가 발생할 수 있기에, 본 논문에서 제안된 구조는 입력신호성분을 먼저 Gram-Schmidt 직교화 과정을 통하여 전 처리하여 자기상관행렬을 대각화하며, 이때 자기상관행렬의 대각 성분은 기존의 전력 정규화 기법을 사용하여 계산될 수 있다. 본 연구에서 Gram-Schmidt 직교화 과정은 에스컬레이터 알고리즘으로 구현되었으며 이러한 과정 속에서 연산량이 과도하게 요구되지 않도록 조정하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 잔향음 제거 모델의 구조를 설명하였고 적응필터를 이용한 잔향음 제거 기법의 일반적인 내용을 기술한 후, 3장에서 에스컬레이터 알고리즘을 이용한 구조를 제시하였다. 4장에서는 실측자료를 사용한 모의실험 결과를 논의하였다.

## II. 잔향음 제거 모델과 기법

천해 환경에서 고주파 신호는 여러 형태의 환경적인 요인으로 인하여 왜곡된다. 특히 고주파 신호를 사용하는 능동 소오나가 천해역에서 음파를 방사하는 경우 해수면, 해수중에 존재하는 체적 산란체, 해저면 등에 의하여 발생하는 잔향음의 영향을 심하게 받게 된다. 이러한 요인들 때문에 표적신호를 식별하는 것이 매우 어렵게 된다. 그림 1은 표적의 식별에 장애가 되는 여러 요인들은 도식화한 것이다. 그림에서 보는 바와 같이 고주파 송신신호는 전파경로를 거치면서 여러 형태의 왜곡 과정을 거치게 되기 때문에 표적신호와 잔향음을 구별하기가 매우 어렵게 된다.

이러한 이유로 인하여, 시변 잔향음을 효율적으로 제거하기 위한 적응형 기법들이 제시되고 있다. 그림 2는 적응필터를 사용한 잡음 제거 기법 구조를 보여주고 있다.

이 기법들은 적응필터 알고리즘에 따라 큰 성능 차이

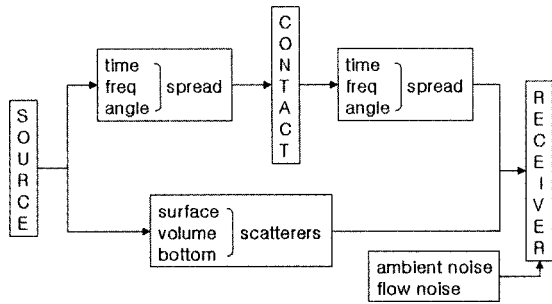


그림 1. 능동 소나 모델  
Fig. 1. Active sonar model.

를 보인다. 예를 들어, LMS 알고리즘은 잔향음을 포함한 시변 전파환경에서는 수렴속도 및 추적기능 그리고 제로 도플러의 경우에 있어 성능이 크게 저하된다. 여기서 수렴속도의 증가를 통하여 이러한 성능저하를 방지할 수 있다. 즉, RLS 부류의 알고리즘을 사용할 수도 있지만, 연산량과 수치적인 특성면에서 문제점을 피할 수 없다. 그러므로 수렴속도, 추적기능 그리고 연산량 간의 상호 배반적인 문제를 해결하기 위한 trade-off가 요구된다.

적응 신호처리 기법을 이용한 잔향음 제거기를 설계하는 경우, 적응 처리기법과 기준 신호의 선택이 성능에 큰 영향을 미친다. 본 연구에서는 LMS 알고리즘과 LSL 알고리즘의 단점을 보완하기 위하여 변환영역에서의 처리 방법을 적용하였다. 변환영역 적응 알고리즘은 LMS 알고리즘과는 달리 colored된 입력신호의 자기상관행렬의 고유치 분포에 영향을 적게 받아, 수렴속도를 향상시키고 수치적인 안정성을 증대시킬 수 있는 것으로 알려져 있다[6]. 여러 가지 변환기법을 적용하여 잔향음 제거기를 설계하여 검증한 결과, 기존의 DFT (Discrete Fourier Transform) 나 wavelet 변환기법을 적용하는 경우, 성능이 향상되지 않음을 관측하였다. 이러한 결과는 이들 변환기법들이 수중 음향신호의 자기상관행렬을 충분히 대각화를 시키지 못하는 결과에 기인하는 것으로 판단된다.

### III. 에스컬레이터 알고리즘을 이용한 잔향음 제거 기법

DFT나 wavelet 변환 등과 같은 일반적인 직교변환을 적용하더라도, 자기상관행렬을 충분히 대각화시키지 못하기 때문에 본 연구에서는 이들 변환기법을 반복적으로 적용하는 방법을 고려하였으며, 그 결과 에스컬레이터 알고리즘이 가장 효율적인 것으로 판명되었다. 일반적인

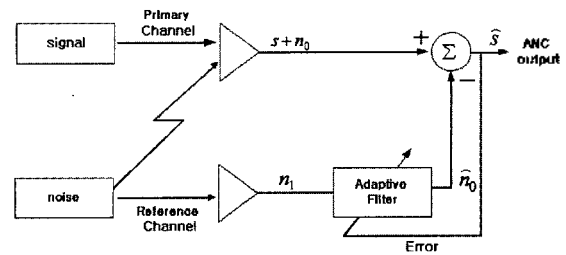


그림 2. 적응 잡음 제거기의 구조  
Fig. 2. Schematic diagram of the adaptive noise canceller.

변환영역 적응필터 기법에서와 같이, 에스컬레이터 알고리즘을 이용한 잔향음 제거기에서는 참조채널로 입력되는 잔향음을 직교화 과정을 통해 처리한 후, 주입력 신호와 비교하여 오차신호를 생성하여 적응필터를 구동함으로써 잔향음을 제거하게 된다. 에스컬레이터 알고리즘은 참조신호의 상관성에 의하여 발생하는 자기상관행렬의 비대각 성분들을 제거하기 위해서 Gram-Schmidt 직교화 과정을 적용한다. 이러한 과정을 통하여 입력신호들은 상관성이 없게 하게 되고, 이는 변환 전 입력신호의 backward prediction 오차에 상응한다. 이들 신호는 전력 정규화를 포함하는 LMS 알고리즘을 구동하여 잔향음을 제거하게 된다. Gram-Schmidt 직교화 과정을 통해서 얻어진 출력신호는 다음과 같이 표현할 수 있다.

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

여기에서  $b(n) \in [N \times 1]$ 는 입력신호벡터  $x(n) \in [N \times 1]$ 를 변환행렬  $L \in [N \times N]$ 을 사용하여 변환한 신호벡터이다. 이때 변환행렬  $L$ 은 아래식과 같이  $N-1$ 개의 대각성분이 1인 하삼각 행렬의 곱으로 표현되며, 에스컬레이터 알고리즘의 각 단계에서 그 원소들을 구할 수 있다.

$$L = L_{N-1} L_{N-2} \cdots L_2 L_1 \tag{2}$$

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

상기 식에서  $\rho_j^i$ 는  $i$ 번째 행렬의  $j+1$ 번째 성분을 표시한다. 변환신호벡터의 자기상관행렬은  $K_b = L K_x L^T$ 로서 대각화된다. 식 (2)에서 변환행렬  $L$ 의 원소들은 각 단계에서 prediction 오차들을 이용하여 다음과 같이 계산된다.

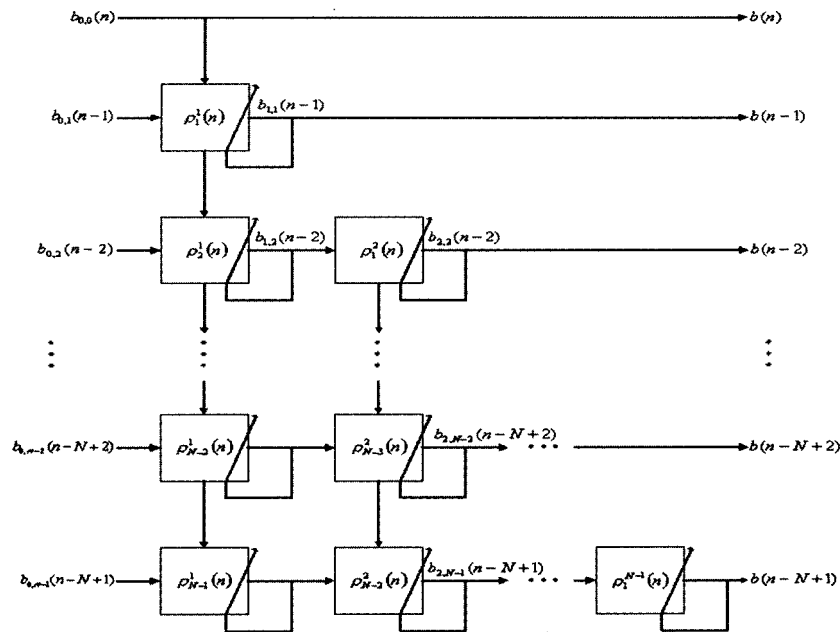


그림 3. 에스컬레이터 알고리즘의 구조  
Fig. 3. Structure of the Escalator algorithm.

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

식 (3)에서  $\mu_n$ 은 상수이며, 정규화를 포함하는 gradient 벡터의 순간적인 추정을 적용하면 다음과 같이 된다.

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

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

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

식 (4)에서  $\sigma$ 는 정규화된 신호전력이며,  $\beta$ 는  $\sigma$ 에 대한 망각계수이다. 이때  $\mu_n$ 은 변환행렬  $L$ 의 안정성을 도모 하기 위하여 시종속 변수로 만들어 주어야 한다[7].

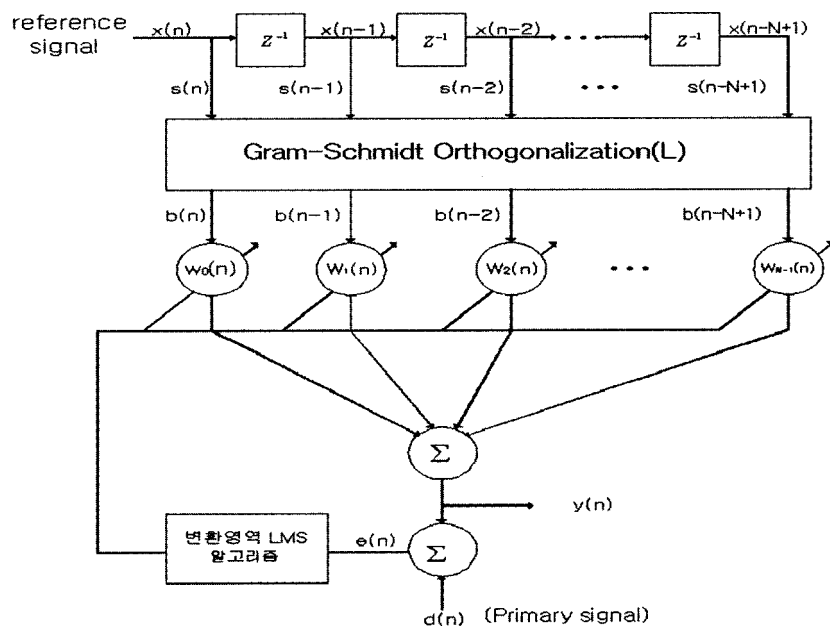


그림 4. GS-LMS 알고리즘  
Fig. 4. GS-LMS algorithm.

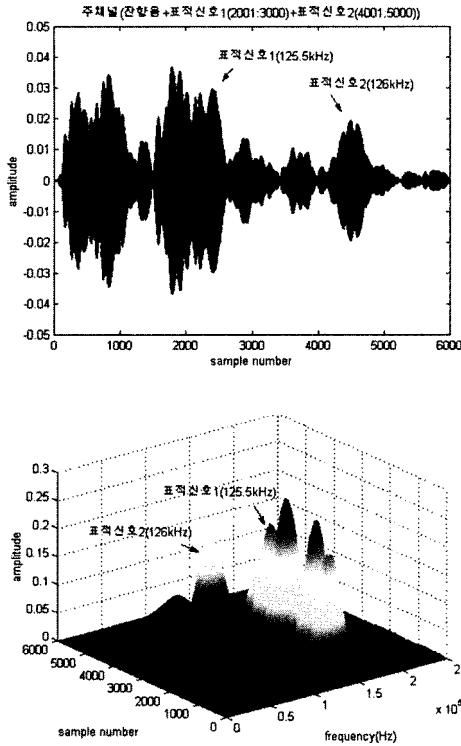


그림 5. 주 채널 입력신호(1)의 시간 및 시간-주파수 표현 (잔향음+표적신호1(2001-3000)+표적신호2(4001-5000))  
 Fig. 5. Time series and time-frequency representation of primary input signal(1) (reverberation signal+target signal1(2001-3000)+target signal2(4001-5000)).

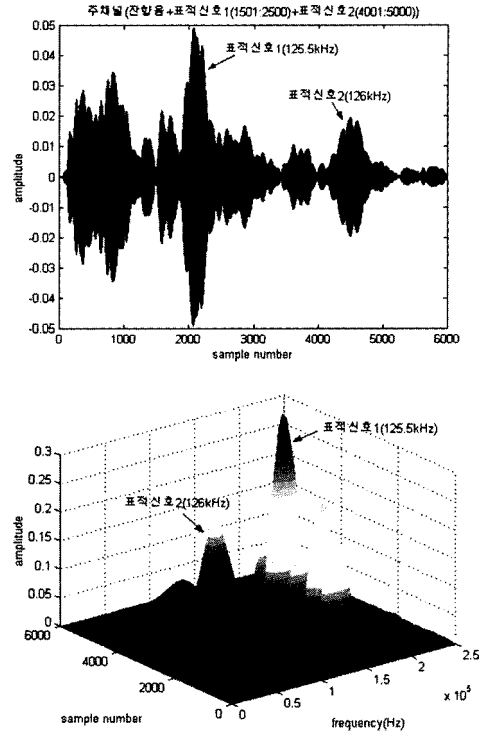


그림 6. 주 채널 입력신호(2)의 시간 및 시간-주파수 표현 (잔향음+표적신호1(1501-2500)+표적신호2(4001-5000))  
 Fig. 6. Time series and time-frequency representation of primary input signal(2) (reverberation signal+target signal1(1501-2500)+target signal2(4001-5000)).

그림 3은 에스컬레이터 알고리즘의 구조를 보여주고 있다. 에스컬레이터 알고리즘에 의하여 입력 신호들 사이에 상관성이 없게 된 변환신호  $b(n)$ 의 자기상관행렬  $K_b(n)$ 은 다음처럼 표현되며, 대각 성분은 식 (6)의 전력 정규화 과정을 통하여 개정된다.

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

$$\phi_j(n) = \alpha \phi_j(n-1) + (1-\alpha)b_j^2 \quad (6)$$

식 (6)에서  $\alpha$ 는  $\phi_j$ 의 갱신에 사용되는 망각지수이다. 에스컬레이터 알고리즘을 적용한 변환영역 적응 알고리즘의 전체적인 구조는 그림 4와 같으며, 필터 벡터의 갱신식은 다음과 같이 주어진다.

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

$$e(n) = d(n) - w^T(n) b(n) \quad (8)$$

#### IV. 모의실험 및 고찰

본 연구에서는 강원도 삼척시 연안에서 실측한 잔향음 신호를 사용하여 모의실험을 하였다. 실측 신호는 고주파 능동센서를 이용해서 CW (Continuous Wave) 신호를 방사하여 수신된 신호로, 중심 주파수는 126 kHz, 펄스길이는 0.4msec, 샘플링 주파수는 500 kHz이다. 실측된 신호에 인위적인 표적신호를 2개 삽입하였다. 표적신호는 주파수 125.5 kHz와 126 kHz인 정현파 신호를 각각 잔향음 샘플 2001~3000사이와 4001~5000 사이에 위치 시켰다. 전자는 SRR (Signal to Reverberation Ratio)이 0dB가 되도록, 그리고 후자는 8dB가 되도록 정규화하였다. 125.5 kHz 주파수의 표적신호는 수중에서 0.8 노트로 이동중인 표적에 의하여 발생하는 것으로 모델링하였다. (0.8 노트는 500Hz의 도플러 주파수를 초래한다.) 반면에, 126 kHz 주파수의 표적신호는 제로 도플러 신호-정지표적에 상응한다. 그림 5는 이렇게 생성된 가상신호를 보여주고 있다. 아울러, 표적의 위치변화에 따른 성능 변화를 살펴보기 위해서 그림 6에서처럼 이동 표적이 샘플 1501~2500 사이에 위치하였을 때 다시 위와

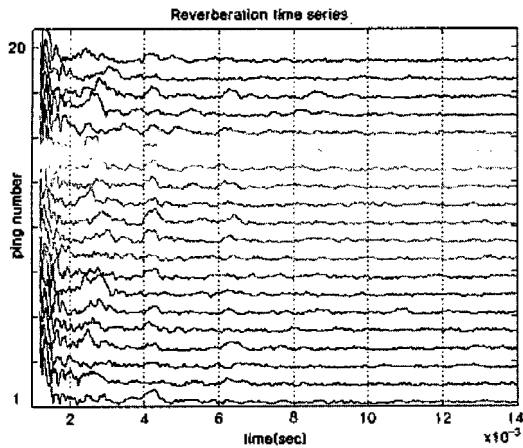


그림 7. 실측 잔향음 신호열  
Fig. 7. Measured reverberation time series.

동일한 실험을 하였다.

그림 7은 연속적인 음파방사 신호에 대한 실측 시계열 신호를 보여주고 있다. 잔향음 환경의 통계적 시변 특성이 샘플링 주파수에 비하여 상대적으로 느리게 변화하기 때문에 인접한 수신 신호 사이에 강한 상관관계가 존재함을 관측할 수 있다. 다중 채널 환경에서 표적신호를 포함한 잔향음이 주센서에 수신되었을 때, 이 신호를 주 채널 입력으로 사용하고 여타 센서에 수신된 잔향음들을 임의

의 가중치를 주어 참조채널로 사용할 수 있게 된다. 하지만 본 논문에서 사용한 신호는 단일 채널 환경에서 실측한 자료이기 때문에, 이들 신호들을 다중 채널 입력 환경에서처럼 이용하기 위해서는 약간의 시간 간격을 두고 방사한 잔향음 신호들을 이용하여야만 한다. 이는 잔향음이 수중환경에서 급하게 변화하지 않는다는 전제를 두고 있다. 그림 7에서 보는 바와 같이, 이는 충분히 타당한 가정임을 알 수 있다. 이러한 방법으로 참조 채널의 잔향음을 구해보면 다음 식과 같이 표현할 수 있다[8].

$$ref = k * ref_1 + (1 - k) * ref_2, \quad 0 \leq k \leq 1 \quad (9)$$

식 (9)에서  $ref_1$ 은 주 채널 신호의 입력성분이며,  $ref_2$ 는 주 채널 신호와 짧은 시간지연을 두고 방사된 잔향음 신호이며,  $k$ 는 주 채널에서 참조채널로 들어오는 잔향음 신호를 고려한 망각지수이다. 여기서  $k$ 의 값에 따라 참조채널로 입력되는 표적신호의 크기를 조절할 수 있다.

모의실험에서 성능 검증을 위하여 LMS 알고리즘, LSL 알고리즘 그리고 GS-LMS 알고리즘을 위에서 만들어진 두 가지의 신호를 가지고 실험하였다. 각각의 필터차수는 32이고, LMS 알고리즘의 step-size는 0.2로, GS-LMS의

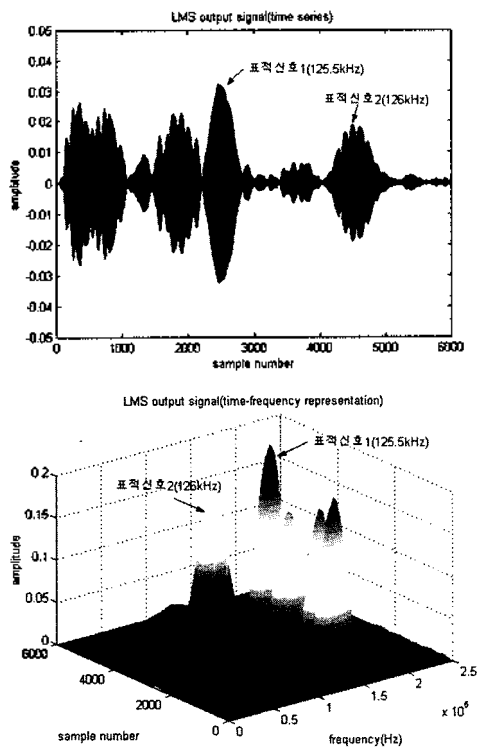


그림 8. 입력신호(1)에 대한 LMS 알고리즘의 출력신호  
Fig. 8. Output signals of LMS algorithm for the primary input signal(1).

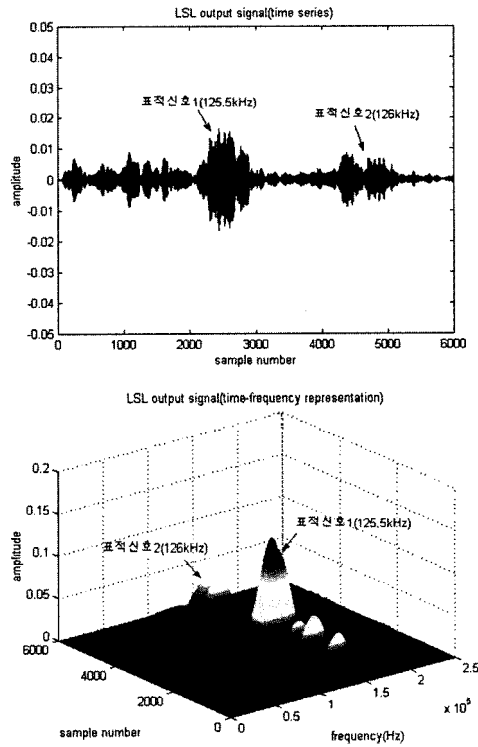


그림 9. 입력신호(1)에 대한 LSL 알고리즘의 출력신호  
Fig. 9. Output signals of LSL algorithm for the primary input signal(1).

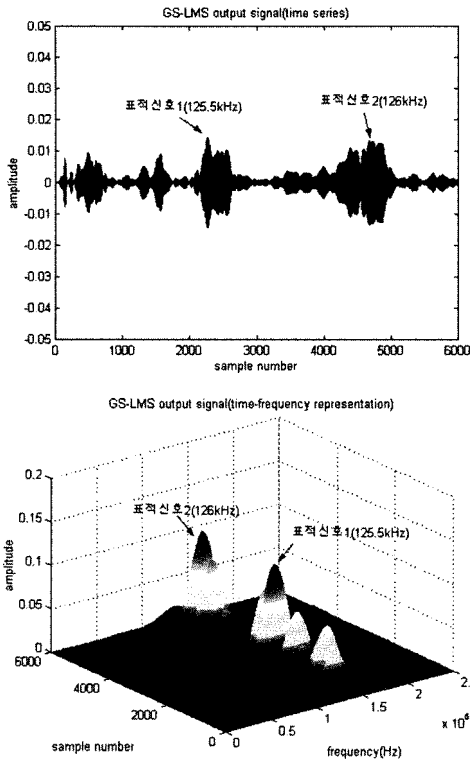


그림 10. 입력신호(1)에 대한 GS-LMS 알고리즘의 출력신호  
Fig. 10. Output signals of GS-LMS algorithm for the primary input signal(1).

step 지수  $\mu$ 와  $\mu_n$ 는 각각 0.1과 0.01이고,  $\beta$ 값은 0.9로 하였다. LSL 알고리즘의  $\lambda$ 는 0.99,  $\beta$ 는 0.5로 각각의 알고리즘들을 수행하였다.

그림 8, 9, 10에서 나타난 모의실험 결과를 보면 우선 샘플 1~2000사이의 표적신호가 없는 부분의 잔향음에 대해서는 LMS 알고리즘은 수렴속도의 문제 때문에 잘 제거하지 못한 반면에 LSL 알고리즘과 GS-LMS 알고리즘은 잘 제거하였다. 그리고, 2001~3000사이의 125.5 kHz의 표적신호에 대해서는 주 채널에서 SRR이 0dB였던 신호가 LMS 알고리즘은 6.02dB의 잔향음 제거를 보인 반면 LSL 알고리즘의 출력 신호에서 11.87dB로 나타났고 GS-LMS 알고리즘은 9.54dB의 잔향음 제거 성능을 발휘한 것으로 나타났다.

그리고, 제로 도플러 신호인 샘플 4000~5000 사이의 표적신호에 대해서는 GS-LMS 알고리즘은 표적신호를 거의 보존해서 SRR이 14.87dB의 잔향음 제거를 보인 반면에 LSL은 표적신호가 상당부분 제거되는 모습을 보여 SRR이 13.71dB를 보여 GS-LMS 알고리즘이 1.04dB 정도의 성능이 좋은 것으로 나타났으며, 에스칼레이터 알고리즘에서는 전채필터차수 (32차)중 5차까지 적용하여도 충분한 성능향상을 보였다.

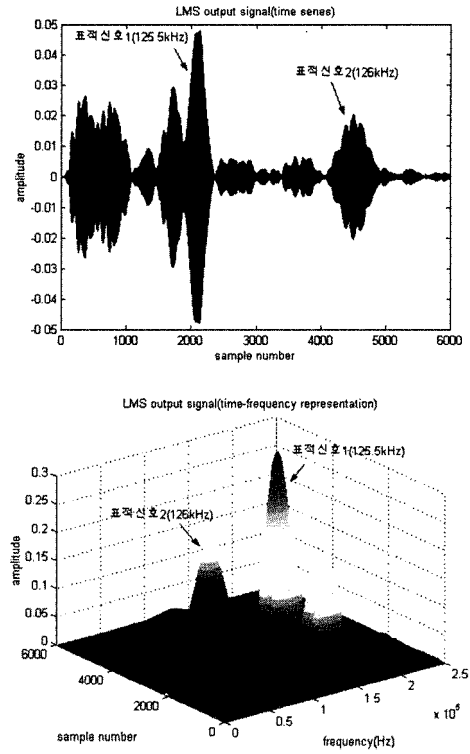


그림 11. 입력신호(2)에 대한 LMS 알고리즘의 출력신호  
Fig. 11. Output signals of LMS algorithm for the primary input signal(2).

표 1은 각 알고리즘의 성능비교에 상응할 수 있는 수치적인 결과를 취합한 것이다. 이동표적이 위치가 변동되었을 경우 이동표적이 소오나의 센서에 가까이 접근하므로 인해서 잔향음과 표적신호와 동일한 시간지연이 생기게 되어 상당히 높은 신호레벨을 갖게 된다. 이러한 상황에서 그림 11, 12, 13의 결과에서 보는바와 같이 LMS 알고리즘이나 LSL 알고리즘은 제로 도플러 신호와 시간지연이 적은 부분의 잔향음 신호와의 신호레벨이 비슷하게 되어 표적을 검출하기에 용이하지 못할 수 있다. 반면 GS-LMS 알고리즘은 제로 도플러의 보존 측면에서 본다면 다른 두 알고리즘에 비해 성능이 우수하다고 볼 수 있다. 실제 능동 소오나 시스템에서 표적신호의 움직임이 적을 때 대부분의 경우에 있어서 잔향음 신호와 동일한 주파수의 표적신호가 검출되게 된다. 그러한 상황에서

표 1. 각 알고리즘들의 SRR 비교  
Table 1. SRR comparison of each algorithms.

표적신호 알고리즘	이동표적		정지표적
	1501:2500	2001:3000	
LMS	6.02dB	3.81dB	15.82dB
LSL	12.52dB	11.87dB	13.71dB
GS-LMS	9.54dB	7.97dB	14.87dB

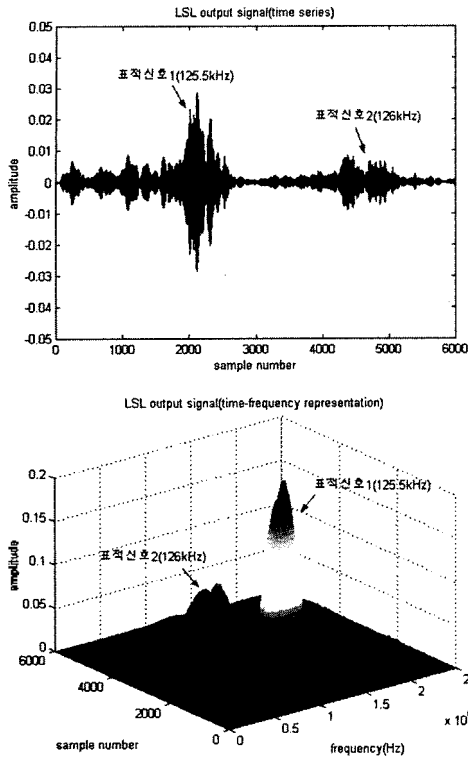


그림 12. 입력신호(2)에 대한 LSL 알고리즘의 출력신호  
 Fig. 12. Output signals of LSL algorithm for the primary input signal(2).

전통적인 LMS 알고리즘이나 노치 필터의 경우는 시변하는 잔향음을 추적하기에 수렴속도의 문제점을 가지고 있고, LSL 알고리즘은 또한 표적신호의 일부만이 제거되어도 상황에 따라 표적신호와 잔향음 신호의 구별이 어렵게 될 수 있다. 이러한 관점에서 GS-LMS 알고리즘은 다른 적응 잡음 제거기에 비해 잔향음 신호의 제거 능력과 제로 도플러에 대한 표적신호의 보존 측면에서 우월하다고 볼 수 있다.

### V. 결론

고주파 신호를 사용하여 천해역에서 표적을 탐지하고자 할 때, 잔향음의 영향으로 인하여 성능의 감쇄가 심하게 발생한다. 기존의 적응형 잡음 제거 기법을 적용하여 잔향음의 영향을 제거하고자 하는 경우, 수렴속도, 추적기능, 수치적 안전성, 표적신호와 잔향음 신호간의 상대적인 주파수 특성, 그리고 표적의 속도 등의 상호 배반적인 요인에 의하여 그 성능이 달라진다. 본 논문에서는 수렴속도, 연산량 그리고 탐지능력 등의 요구조건들을 상호 보완하는 적응형 잔향음 제거 기법을 제안하였다. 본 연구에서 제

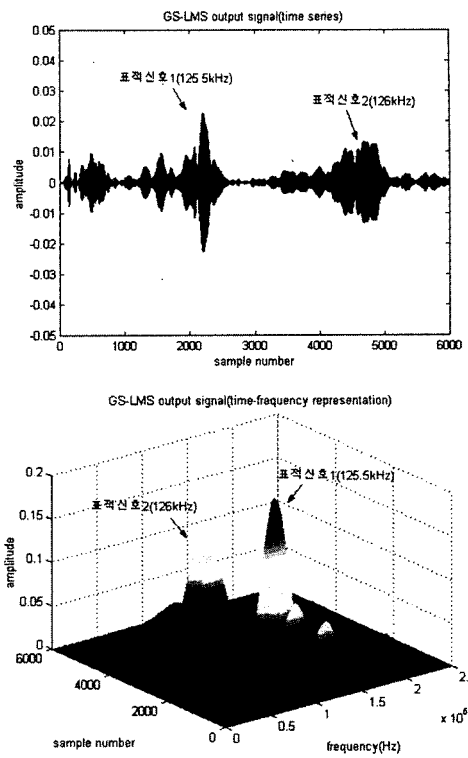


그림 13. 입력신호(2)에 대한 GS-LMS 알고리즘의 출력신호  
 Fig. 13. Output signals of GS-LMS algorithm for the primary input signal(2).

안한 기법은 변환영역에서 동작하도록 설계되었으며, Gram-Schmidt 직교화 과정을 적용하였고 이는 에스칼레이터 알고리즘으로 구현하였다.

먼저 변환영역 알고리즘을 사용함으로써, 수렴속도와 수치적 안전성 혹은 연산량 측면에서의 성능향상을 유도할 수 있다. 제안된 기법의 수치적인 성능향상은 구조적인 특성에 기인하며, LSL 알고리즘을 사용한 경우보다 적은 연산량을 갖는다. LMS와 LSL 알고리즘을 사용하는 경우, 각각 저속이동 표적과 고속이동 표적에 대하여만 효율적인 잔향음 제거 성능을 보인다. 이에 비하여, 본 논문에서 제안한 기법은 잔향음 신호와 근접한 주파수 대역의 표적신호를 보존하며, 정지표적과 이동표적에 대한 성능 변화가 상대적으로 적으면서도 평균 이상의 대부분의 잔향음 제거 특성을 보여주고 있다. 이러한 사실은 실측자료를 사용한 모의실험을 통하여 확인되었다.

하지만 본 논문에서 사용한 변환영역 알고리즘이 LMS 알고리즘에 기반을 두고 있기 때문에, 초기 잔향음의 제거에 있어서 LSL 알고리즘 보다는 약간 떨어지는 성능이 관측되었다. 앞으로 초기 잔향음 신호를 좀더 확실하게 제거하기 위한 연구가 계속되어야 할 것이다.



## 감사의 글

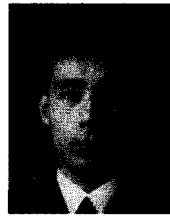
이 논문은 수중음향특화연구센터의 연구비에 의하여 연구되었음.

## 참고 문헌

1. M. B. Porter, "Acoustic models and sonar systems," *IEEE J. Oceanic Eng.*, vol. 18, pp. 425-437, Oct. 1993.
2. D. D. Ellis, "A shallow water normal-mode reverberation model," *J. Acoust. Soc. Am.*, pp. 2804-2814, May 1995.
3. J. P. Lanniello, "Recent developments in sonar signal processing," *IEEE Signal Processing Magazine*, pp. 27-40, July 1998.
4. S. Bonnilay, K. Yao, and C. Jutten, "Underwater acoustic signal separation based on prior estimation of the channel impulse response," *Proc. ICASSP*, pp. 3156-3189, 2000.
5. K. M. Kim, et. al., "An adaptive signal processing for enhanced target detection in active sonar systems," *Proc. Oceans, 99 MTS/IEEE*, vol. 1, pp. 295-298, 1999.
6. 윤정현 외, "시간지연 없는 서브밴드 적응필터 구조를 사용하는 능동소음제어 알고리즘," *한국음향학회지*, vol. 17, No. 3, pp. 52-57, 1988.
7. V. Parikh and A. Baraniecki, "The use of the modified escalar algorithm to improve the performance of transform-domain LMS adaptive filters," *IEEE trans. Signal Processing*, vol. 46, pp. 625-635, Mar. 1998.
8. M. Aineto and S. Lawson, "Narrowband signal detection in a reverberation-limited environment," *Proc. Oceans, 97 MTS/IEEE*, vol. 1, pp. 27-32, 1997.

## 저자 약력

### ● 박 경 주 (Kyung Ju Park)



1990년 3월: 해군사관학교 해양학과 (이학사)  
 1998년 2월: 군사과학대학원 해양과학과 (이학석사)  
 1999년 8월~ 현재: 한양대학교 지구해양과학과 박사과정  
 \* 주관심분야: 수중음향

### ● 김 수 언 (Su Eon Kim)

1999년 2월: 한양대학교 전기공학과 (공학사)  
 2001년 2월: 한양대학교 전기공학과 (공학석사)  
 2001년 3월~ 현재: 삼성전기 연구원

### ● 유 경 열 (Kyung Yul Yoo)

1982년 2월: 한양대학교 전기공학과 (공학사)  
 1987년 12월: 미국 Arkansas 대학 전기공학과 (공학석사)  
 1989년 5월: 미국 Arkansas 대학 수학과 (이학석사)  
 1993년 5월: 미국 Missouri-Rolla 대학 전기공학과 (박사)  
 1993년 1월~1995년 2월: 한국전자통신연구원 선임연구원  
 1995년 3월~ 현재: 한양대학교 전자컴퓨터공학부 교수  
 \* 주관심분야: 적응신호처리, 웨어블릿 응용, 시스템 인식

### ● 나 정 열 (Jungyul Na)

한국음향학회지 제8권 제6호 참조