

# 수중음향 식별시스템에서의 잡음감소기법의 성능 평가

## Evaluation of Noise Normalization Methods in Underwater Acoustic Target Identification System

김진영\*, 김의석\*\*, 성병모\*  
(J. Y. Kim\*, E. S. Kim\*\*, K. M. Sung\*)

### 요 약

본 논문에서는 주변 소음을 감소시키고 표적원의 방사음으로부터 tonal 성분을 추출하기 위한 방법으로서 잡음 정규화 기법에 대하여 연구하였다. 지금까지 알려진 기법들을 정리하였으며, ATW, 최빈치 필터등의 새로운 기법을 도입, 적용하여 그 성능을 평가하였다. 그리고, tonal 성분을 검출하기 위한 임계값 결정을 위해 오경보확률과 검출확률을 시뮬레이션을 통해 구하였다.

### ABSTRACT

In this paper, noise normalization methods are studied as a method of noise reduction and tonal component extraction. We evaluated both already known and new methods such as ATM(Automatic Tracking Window) and Mode Filter. From computer simulations, we obtained the false alarm and detection probabilities of several methods to determine the threshold for tonal component detection.

### 1. 서 론

음향표적 식별이란 임의의 표적원으로부터 발생, 방사된 소리로부터 그 표적원 고유의 정보를 추출하여 표적원을 식별하는 기술을 말하는데 수중에서의 경우 소리가외에 적당한 신호 전달매체가 없으므로 소리를 이용한 식별기술이 매우 중요하다. 이러한 수중표적 식별 시스템에서는 각 표적의 특성을 잘 드러내는 인자(factor)들을 선택하고 구하는 것이 중요한 과정의 하나가 되는데, 식별인자들은 표적으로부터 방사되어 나온 소리를 수신하여 그 소리신호를 분석하여 얻는다. 그런데, 수신된 표적의 소리에는 수중

에 항상 존재하는 주변잡음(ambient noise)이 더해져 있으므로, 건전한 표적 특성을 구하기 위해서는 수신신호 중에서 배경잡음은 감소할 필요가 생긴다.

한편, 수중표적에서 방사되는 표적신호는 비교적 넓은 주파수 특성을 가지는 비교적 광대역 잡음 성분과 주파수 영역에서 피크로 나타나는 tonal 성분으로 이루어져 있다. 일반적으로 이중 tonal 성분들이 식별인자로서 유용하며, 따라서 수신된 신호로부터 주파수영역 피크 성분들만을 추출해내는 일이 중요하다. [1] 그런데 수중신호에는 배경잡음과 표적 자체의 광대역잡음이 존재하므로 피크 성분을 추출하는 알고리즘은 두 잡음들에 대하여 건인성(robustness)을 가져야 할 것이다. 건인성을 지향하는 배경잡음 감소 기법은 건전한 평균추출, 정규화 및 임계치 로직의 두 단계로 이루어진다.

\*서울대학교 전자공학과  
\*\*한국통신 S/W 연구소  
접수일자: 1993년 3월 16일

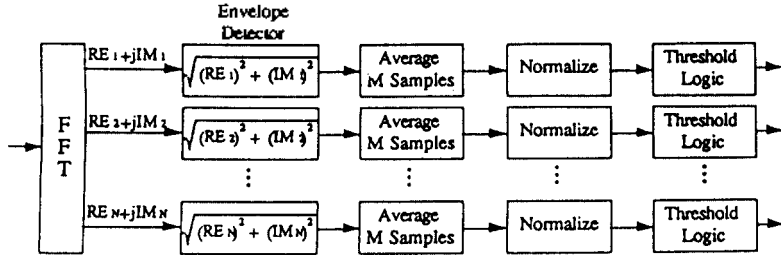


그림 1. 배경잡음 감소기법의 흐름도

II. 배경잡음 감소기법 및 평가

그림 1은 배경잡음 감소기법의 전체적인 흐름을 보인 것이다. 배경잡음 감소는 전력 스펙트럼의 평균을 구한 뒤, 각 주파수에서의 국부 평균값을 계산하여 잡음 정규화를 한다. 그런데, 입력신호가 정지분포를 가지면, 임의의 주파수에서의 평균값과 분산은 이론적으로 유일하게 결정되므로 주파수 영역에서 피크에 걸인한 평균추출 알고리즘이 가장 중요하겠고, 이에 대하여는 다음에 설명한다.

1. 배경잡음 감소기법

지금까지 알려진 여러가지 배경잡음 감소기법들을 정리하여 보면 다음과 같다[2,3,4].

1-1. TPM(Two Pass Mean)

(1) 각 bin에 대하여 첫번째 국부 평균을 구한다.

$$\bar{X}_k = \sum_{i \in \Omega_k} \frac{X_i}{k}, \text{ 여기서 } \Omega_k \text{는 } i \text{ bin 주변의 neighborhood.}$$

(2) 각 bin의 값들을 임의의 임계값과 비교하여 임계값을 넘으면 평균으로 치환한다.

$$Y_k = \begin{cases} X_k, & \text{if } X_k < T = r \bar{X}_k \\ \bar{X}_k, & \text{if } X_k \geq T = r \bar{X}_k \end{cases}$$

(3)  $Y_k$ 를 이용하여 잡음의 평균  $\mu_k$ 를 구한다.

$$\mu_k = \sum_{i \in \Omega_k} \frac{Y_i}{k}$$

1-2. S2PM(Split Two Pass Mean)

(1) 임의의 갯수의 bin gap을  $\Omega_k$ 안에 넣고 이를  $\Omega_k$ 라 하자.  $\Omega_k$ 를 대상으로 국부 평균을 구한다.

$$\bar{X}_k = \sum_{i \in \Omega_k} \frac{X_k}{(k - N_{bg})}, \text{ 여기서 } N_{bg} : \text{bin gap의 갯수}$$

(2) 각 bin의 값을 임의의 임계치와 비교하여 TPM의 둘째단계와 같은 과정을 시행한다.

$$Y_k = \begin{cases} X_k, & \text{if } X_k < T = r \bar{X}_k \\ \bar{X}_k, & \text{if } X_k \geq T = r \bar{X}_k \end{cases}$$

(3) 잡음평균  $\mu_k$ 를  $\Omega_k$ 안에서  $Y_k$ 를 이용하여 구한다.

$$\mu_k = \sum_{i \in \Omega_k} \frac{Y_i}{(k - N_{bg})}$$

1-3. S3PM(Split Three Pass Mean)

S3PM은 S2PM과 유사한데, 평균을 구하는 과정을 하나더 추가한 것이다. 즉, S2PM에서  $Y_k$ 가 구해졌다고 하자.

(4)  $\Omega_k$ 안에서  $Y_k$ 의 평균을 구한다.

$$\bar{Y}_k = \sum_{i \in \Omega_k} \frac{Y_i}{(k - N_{bg})}$$

(5) 임의의 임계값과  $Y_k$ 를 비교하여  $Y_k$ 가 임계값보다 크면 평균으로 치환한다.

$$W_k = \begin{cases} Y_k, & \text{if } Y_k < T' = r \bar{Y}_k \\ \bar{Y}_k, & \text{if } Y_k \geq T' = r \bar{Y}_k \end{cases}$$

(6)  $\Omega_k$ 과  $W_k$ 를 이용하여 잡음평균  $\mu_k$ 를 구한다.

$$\mu_k = \sum_{i \in \Omega_k} \frac{Y_i}{(k - N_{bg})}$$

#### 1-4. OTA(Order Truncate Average)

- (1)  $\Omega_k$ 안의 bin 값들을 크기 순서대로 나열한다.  
 $(Y_1, Y_2, \dots, Y_k)$ , 여기서  $Y_1$ 은 가장 작은 bin 값, 그리고  $Y_k$ 는 가장 큰 bin 값
- (2)  $Y_1, Y_2, \dots, Y_k$ 의 중간값(median)  $Y_M$ 을 찾고 임계값  $rY_M$ 보다 큰 것을 제외시킨다. 이때  $L$ 개의 bin이 남았다고 하자.
- (3) 잡음평균  $\mu_k$ 는 다음과 같이 구한다.

$$\mu_k = \frac{L}{\sum_{i=1}^L Y_i}$$

#### 1-5. SAXA(Split Average Exclude Average)

- (1) Bin gap이 존재하는  $\Omega_k$ 에 대해 평균을 구한다.

$$\bar{X}_k = \sum_{i \in \Omega_k} \frac{X_i}{(k-S)}$$

- (2) 임계치  $T = r\bar{X}_k$ 보다 큰 값들을 제외시킨다.  
 (3)  $\Omega_k$ 안에서 임계값보다 작은 값들로부터 잡음평균  $\mu_k$ 를 구한다.

#### 1-6. MSAXA(Modified Split Average Exclude Average)

MSAXA란 SAXA의 변형으로 여러 bin에 넓게 퍼진 energy를 가지는 신호가 있을 경우를 생각하여 가운데 bin gap을 SAXA의 5에서 보다 넓은 11개를 채택한 방법이다.

본 논문에서는 위에서 언급한 여섯가지의 평균기법외에 OTA에서 평균을 구하지 않고 중간값을 평균의 추정치로 사용하는 median filter(MF), 그리고 MF의 변형인 최빈치 필터(mode filter), 그리고 위의 기법들과는 다른 방향의 접근방법인 피크검출 알고리즘으로서 automatic tracking window(ATW)를 평균기법으로 사용 및 실험하였는데 ATW에 대해서는 참고문헌 5를 참조하도록 하고 간단히 최빈치 필터에 대해 설명하고자 한다.

#### 1-7. 최빈치 필터

- (1)  $\Omega_k$ 안의 bin 값들은 OTA에서와 같이 순서대로 나열하고 이를  $(Y_1, Y_2, \dots, Y_k)$ 라 하자.

(2) 각  $i$ 에 대해  $d_i = Y_{i+n} - Y_i$ 를 계산한다. 여기서  $M$ 는 window의 폭이다.

(3)  $d_i$ 의 값을 조사하여 가장 작은 값을 찾고 그때의  $i$ 를  $I_m$ 이라 하자.

(4) 잡음평균  $\mu_k$ 는 다음과 같다.

$$\mu_k = \frac{1}{2} (Y_{I_m+M} + Y_{I_m})$$

#### 2. 실험 및 검토

본 논문에서는 위에서 설명한 각 방법들의 성능을 컴퓨터 모의실험을 통하여 평가하였다. 그 평가는 크게 나누어 두가지의 비교를 기준으로 하였는데, 첫번째는 평균을 구하는 추정기의 편이, 분산, 그리고 최대최소를 비교하는 방법이고, 두번째는 tonal성분의 검출을 얼마나 잘 하는가를 임계값을 이용해 검출확률을 비교하는 방법이다.

편이는 추정된 평균값이 이론값과 얼마나 잘 일치 하는가를 나타내는 수치이며, 분산은 양상과 평균값으로부터 샘플평균값의 분포를 나타내며, 최대최소는 샘플평균값들의 경계값을 나타낸다. 좋은 추정기라고 하는 것은 물론 편이가 작고 분산이 작은 값을 보이는 추정기이겠지만, 한편으로 가장 나쁜 경우의 평균값 추정에서도 어느 한도내에 그 값이 존재해야 한다. 후자의 성질을 건인성이라 하며, 추정치의 최대최소의 차이는 이것의 평가수치이다. 한편, 각 평균계산 알고리즘에서 임계값  $T$ 가 사용되었다. 이 임계치는 FFT block에 입력되는 신호가 정규확률분포 함수를 가질 경우, 임의의 주파수에서 크기는 Rayleigh분포를 갖기 때문에 다음과 같이 나타낸다.

$$T = r\bar{X} = \{1 + (C \times SGMG) \sqrt{\bar{X}}\} \\ = \{1 + C \left[ \frac{4}{\pi} - 1 \right]^{\frac{1}{2}} / \sqrt{M} \sqrt{\bar{X}}\} \quad (1)$$

여기서 SGMG : 분산  $\sigma$ 와 평균의 이론적 비

$M$  : 그림 1의 평균기에서 평균에 쓰이는 관측량의 갯수

$C$  : 상수 ( $C \geq 1$ )

그리고, 평균대신 중간값을 사용한 경우 위식은 약간 변형되어야 하는데, 중간값과 평균의 이론적 비를  $MM$ 이라 하면 식(1)은 다음과 같이 된다.

$$T = rY_M = \{MM + (C \times SGMG)\} Y_M \\ = \{1/2(\pi/\ln 2)^{\frac{1}{2}} + C \left[ \frac{4}{\pi} - 1 \right]^{\frac{1}{2}}\} Y_M \quad (2)$$

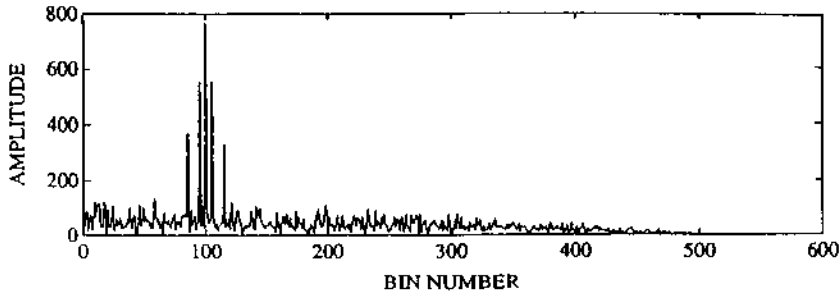


그림 2. 유색잡음에 피크 5개가 실린 경우(경우 3)

식(1)과 (2)에서 상수  $C$ 는 임계값  $T$ 를 설정하는 주요 인자인데  $C$ 가 너무 작으면 추정된 배경잡음의 평균이 이온값보다 작은 값으로 편이되고, 너무 크면 피크가 존재하는 경우에 큰 피크가 배경잡음으로 간주되어 평균값이 큰 값으로 편이될 우려가 있다. 따라서 적절한  $C$ 값의 선택이 중요하다.

본 논문에서는 컴퓨터 시뮬레이션을 위하여 정규 분포를 가지는 백색잡음(white noise)을 만들고, 다음과 같은 de-emphasis filter를 사용하여 유색잡음(colored noise)을 만들었다.

$$H(z) = 1 + z^{-1} \quad (3)$$

그리고, 이 유색잡음을 1024 pts FFT를 사용, 스펙트럼을 구하였는데 이때 평균기에서는 8개의 스펙트럼을 평균하여 정규화기(normalizer)의 입력으로 사용하였다. 우선, 위에서 언급한 편이, 분산, 그리고 전인성을 측정하기 위해 세가지 경우에 대해 추정하였다.

- (1) 경우1 : tonal peak가 없는 경우
- (2) 경우2 : peak가 bin 100에 700, bin 95, 105에 500씩 실린 경우
- (3) 경우3 : 경우 2에 bin 85와 115에 300씩 실린 경우.(그림 2.) 참조

표 1. 각 방법들의 비교

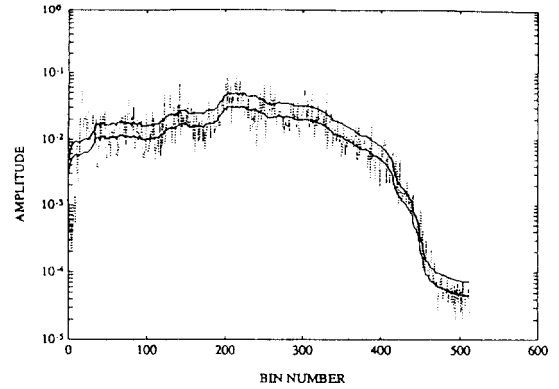
		C = 2.0				C = 3.0			
		mean	var	min	max	mean	var	min	max
TPM	경우1	51.08	4.79	41.8	60.41	53.4	4.33	44.02	61.73
	경우2	55.39	4.16	47.12	63.41	55.89	4.15	47.13	63.45
	경우3	58.58	4.25	48.88	65.37	58.28	4.25	48.88	65.37
S2PM	경우1	51.35	4.42	38.83	59.98	53.65	4.35	42.37	61.43
	경우2	51.35	4.42	38.83	59.98	53.65	4.35	42.37	61.43
	경우3	54.11	4.37	41.71	62.4	54.58	4.1	43.4	62.4
S3PM	경우1	55.14	5.61	44.56	67.82	57.37	4.75	47.05	67.82
	경우2	56.81	5.38	46.57	67.61	58.57	4.88	49.1	67.1
	경우3	59.71	5.4	48.08	69.61	60.99	4.88	50.67	69.61
OTA	경우1	50.85	4.93	41.36	61.73	53.06	4.61	42.61	61.73
	경우2	51.28	5.09	40.37	61.43	53.25	4.53	45.07	61.43
	경우3	51.62	5.09	39.51	60.81	53.44	4.53	45.07	60.97
SAXA	경우1	50.99	5.32	40.1	63.66	53.42	4.87	43.15	63.67
	경우2	53.93	4.6	44.49	62.28	54.02	4.53	45.68	62.28
	경우3	53.94	4.65	44.58	62.12	53.94	4.65	44.58	62.12
MF	경우1	50.37	4.68	40.16	62.74				
	경우2	52.26	5.59	41.89	63.53				
	경우3	54.67	5.52	41.9	65.95				
최빈치 필터	경우1	95.79	7.84	74.14	116.3				
	경우2	258.1	8.74	240.2	282.8				
	경우3	311	8.35	282.7	331.1				

표 1은 bin100에서  $\Omega_c$ 를 51로 하고 bin gap을 5로 하였을 때의 실험결과를 보여준다. 이 표의 수치는은 50개의 표본평균으로부터 구한 것이며, 이론적 평균 값은 53.93이다.

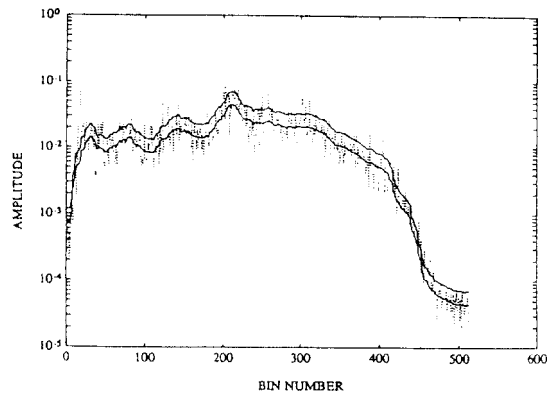
표 1에서  $\tau$ 가 2인 경우 잡음만 존재할 때 평균값들이 이론값보다 작은 값으로 편이되어 있음을 알 수 있으며,  $\tau$ 가 3인 경우는  $\tau$ 의 모두 이론 평균치에 가까움을 알 수 있다. 난 S3PM의 경우에는 이론값보다 큰 값으로 편이되는 경향을 보였다. 이  $\tau$ 값은 피크를 검출할 확률과 오경보한 확률을 계산하여 적당한 값으로 정해져야 할 것으로 생각된다. 표 1에서 최면치 필터는 본 배경잡음의 평균값 추정목적에 적합하지 않은 것으로 판명되었으며, 각 방법들 중 OTA와 SAXA가 피크의 존재에 관계없이 안정되게 평균을 구하는 것을 알 수 있다. OTA와 SAXA를 비교하면, 평균값은 비슷하고 분산과 최소값의 차이는 OTA가 SAXA보다 약간 작은 값을 보여 OTA가 일괄가지 방법중 가장 좋은 성능을 보였다.

그림 3은 평균을 구할 때  $\Omega_c$ 의 크기에 따른 결과를 보여주고 있는데 OTA를 사용하여 실제의 실험소음을 대상으로 실험한 것이다. 그림 3(a)는  $\Omega_c$ 의 크기를 51로 한 것이며 그림 3(b)는 33개로 한 것이다. 그림으로부터 배경잡음의 주파수 영역에서의 envelope이 심하게 변하는 경우에는 window  $\Omega_c$ 의 크기가 커지는 안됨을 알 수 있다. 즉  $\Omega_c$ 의 크기를 51로 했을 때 평균치들이 배경잡음의 envelope를 제대로 따라가지 못함을 그림 3(a)에서 알 수 있다. 그러나,  $\Omega_c$ 의 크기를 무작정 줄일 수는 없으며, 잡음의 성질을 고려하여 정하여야 하겠다. 왜냐하면 window의 폭이 너무 작으면 각 bin에서의 평균치들의 분산이 커질 것이기 때문이다. 그림4는 ATW에 의한 피크 추출을 보여주는데 실선으로 표시된 것이 ATW에 의해 추정된 피크이다.

다음은 검출확률에 의해 각 기법의 성능을 비교해 보는 방법에 대해 기술하겠다. 평균 0, 분산 1인 백색 정규잡음의 스펙트럼을 8만 평균하여 정규화기의 입력으로 사용하였을 때 10<sup>-4</sup>의 오경보확률을 가지는 임계치를 나타낸 것이 표 2이다. 한편 각 기법에 해당하는 임계치를 이용해서 잡음에 신호를 삼어 어떤 detection probability를 가지는지 미묘한 것이 표 3에 나타나 있다.



(a) window=51



(b) window=33

그림 3. OTA를 이용한 평균치 추정의 예  
(a) window = 51 (b) window = 33

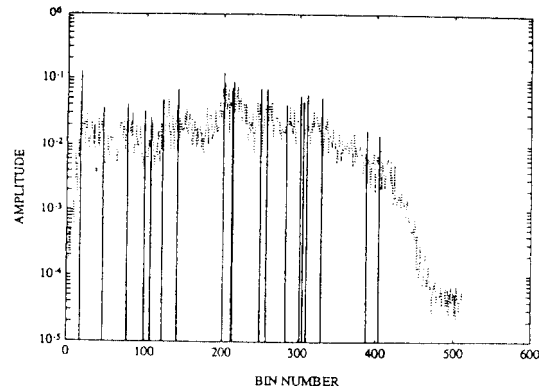


그림 4. ATW를 이용한 피크 추출의 예

표 2. 10<sup>3</sup>의 false alarm prob.를 가지는 임계값

	임계치		임계치
TPM	1.569	OTA	1.568
S2PM	1.433	SAXA	1.592
S3PM	1.453	MSAXA	1.669

표 3. 신호의 detection prob.

SNR	신호의 위치	TPM	S2PM	S3PM	OTA	SAXA	MSAXA
3	140	0.976	0.974	0.976	0.976	0.976	0.886
3	140	0.974	0.968	0.97	0.973	0.974	0.882
3	150	0.954	0.996	0.954	0.956	0.954	0.922
3	140	0.966	0.952	0.948	0.966	0.968	0.878
3	145	0.792	0.776	0.778	0.794	0.792	0.74
3	150	0.944	0.944	0.944	0.946	0.948	0.894
3	140	0.968	0.962	0.956	0.974	0.972	0.878
6	145	1	1	1	1	1	1
6	150	1	1	1	1	1	1
3	140	0.888	0.878	0.974	0.974	0.974	0.878
20	150	1	1	1	1	1	1
20	160	1	1	1	1	1	1
3	140	0.344	0.352	0.934	0.974	0.972	0.878
20	145	1	1	1	1	1	1
20	150	1	1	1	1	1	1
2	140	0.57	0.578	0.566	0.57	0.572	0.5
2	140	0	0	0.11	0.574	0.584	0.5
30	145	1	1	1	1	1	1
30	150	1	1	1	1	1	1
2	140	0	0	0	0.574	0.584	0.5
40	145	1	1	1	1	1	1
40	150	1	1	1	1	1	1

위의 표 3을 보면 같은 SNR을 갖는 여러 신호가 있을 경우 그 신호의 간격이 좁더라도 각 기법은 큰 차이없이 매우 높은 검출확률을 보임을 알 수 있다. 그러나, 큰 신호 가까이에 작은 신호가 있을 경우 각 기법의 차이가 심하게 나타났는데 일단 가장 detection probability가 낮은 것은 TPM과 S2PM으로 3dB의 신호가 20dB신호의 5 bin옆에 있을 때 다른 기법에 비해 매우 낮은 값을 보였다. SNR의 차이가 더욱 큰 신호의 경우 S3PM도 detection probability가 매우 낮아진다. 따라서, SAXA, OTA, MSAXA는 비교적 좋은 특성을 보이는데, 그중 MSAXA의 경우 임계치가 높아서 낮은 SNR의 신호에 대해서는 다른 기법보다 detection probability가 작음을 알 수 있다. 따라서, detection probability에 의한 비교에서는 OTA와 SAXA가 비슷하게 좋은 특성을 보이며, 앞의 평균치 비교와 함께 비교해 볼 때, OTA가 가장 좋은 특성을 보이고 있음을 알 수 있다.

### III. 결 론

본 논문에서는 배경잡음 감소기법에 대하여 연구 결과를 기술하였다. 배경잡음 감소기법들로 알려져 있는 TPM, S2PM, S3PM, OTA, SAXA, MSAXA, ATW, 최면치 필터등 여덟가지 기법들의 성능을 평가하였다. 평가의 기준으로는 consistency, efficiency, 그리고, robustness를 기준으로 하였으며, 컴퓨터 모의 실험을 통하여 평가하였다. 실험결과, OTA가 제일 우수한 성능을 보였으며, 다음으로 SAXA가 좋은 성능을 보였다. 그러나 OTA는 sorting을 하는데 있어 많은 시간이 소요되므로 계산용량 상의 어려움이 있을 경우에는 SAXA를 사용함이 무난할 것으로 생각된다. 한편, tonal성분을 추출, 판단하기 위하여 사용되는 임계치를 결정하기 위한 참고자료로서 임계치에 따른 false alarm probability와 여러가지 SNR에 대하여 detection probability를 구하여 도표로

제시하였다.

참 고 문 헌

1. R.F. Coates, Underwater Acoustic Systems, Macmillan, 1990.

2. W.A.Struzinski and E.D. & Lowe, "A performance comparison of four noise background normalization schemes proposed for signal detection systems," J.

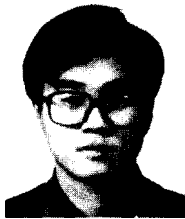
A.S.A., Vol.76(6), pp.1738-1742, Dec. 1984.

3. W.A.Scruzinski and E.D. Lowe, "The effect of improper normalization on the performance of an automated energy detector," J.A.S.A., Vol.78(3), pp. 936-941, Sep.1985.

4. I.Pilas and A.N.Venetsanopoulos, Nonlinear Digital Filters; Principles and Applications, Kluwer Academic Publishers, 1990.

5. 윤병우, "수중기동표적의 방사소음 분석 및 유사신호 발생기의 설계," 대한전자 공학회 부산경남지부 하계 학술대회 논문집, pp.34-39, Jun. 1991.

▲김 진 영



1986년 : 서울대학교 공과대학 전자공학과 졸업

1988년 : 서울대학교 전자공학과 공학석사 학위 취득

1990년 : 서울대학교 공과대학 전자공학과 박사과정 수료

1993년 ~ 현재 : 한국통신 S/W 연구소 근무

※주관심분야 : 시스템 식별 및 음성신호처리인.

▲김 용 보



1969년 4월 10일생

1992년 2월 : 서울대학교 전자공학과 졸업(공학사)

1992년 ~ 현재 : 서울대학교 대학원 전자공학과 재학중

▲성 광 모

현재 : 서울대학교 전자공학과 교수