

---

# 이중 회귀 신경 회로망을 이용한 수중 음향 신호의 토널 추출 기법

임태균\* · 이상학\*

## Tonal Extraction Method for Underwater Acoustic Signal Using a Double-Feedback Neural Network

Tae-gyun Lim\* · Sang-hak Lee\*

---

이 논문은 2005년도 동양대학교 학술연구비(누리사업)의 지원으로 수행되었음

---

### 요 약

수중 음향 탐지기를 통해서 수집한 표적 방사음의 스펙트럼은 음향 표적의 토널 성분과 대양의 유체역학적 배경 잡음 성분들로 구성되어 있다. 음향 표적의 토널 성분은 주요 식별 정보가 되기 때문에 배경 잡음을 추정, 제거함으로써 표적의 토널 성분을 건설하게 추출할 수 있는 알고리즘이 요구된다. 따라서 본 논문에서는 배경 잡음을 제거하고, 미약한 크기의 표적 토널도 탐지 할 수 있는 이중 회귀 신경망을 이용한 토널 추출 방법을 제안한다. 실험을 통하여 본 논문에서 제안한 이중 회귀 신경망을 이용한 토널 추출 기법이 기존의 방법보다 토널 추출 성능이 우수함을 확인하였다.

### ABSTRACT

Using the existing algorithms that estimate the background noise, the detection probability for the weak tonals is low and for the even weak tonals, there is a limit not detected. Therefore it is required to algorithms which can improve the performance of the tonal extraction. Recently, many researches using artificial neural networks in sonar signal processing are performed.

We propose a neural network with double feedback that can remove automatically the background noise and detect the even weak tonals buried in background noise, therefore not detected by growing the weak tonals lastingly for a certain time. For the real underwater target, experiments for the tonal extraction are performed by using the existing algorithms that estimate the background noise and the proposed neural network. As a result of the experiment, a method using the proposed neural network showed the better performance of the tonal extraction in comparison with the existing algorithms.

### 키워드

수중 음향 신호, SONAR, 신경회로망, 토널 추출

I. 서 론

수중 음향 신호는 비정재적이며 주위의 상황과 환경에 따라 신호의 특성이 시시각각으로 변하기 때문에, 배경 잡음을 효율적으로 추정하고 제거할 필요가 있다. 배경 잡음 추정을 위하여 연구되어진 기존의 기법으로는 TPM(Two Pass Mean), S2PM(Split Window Two Pass Mean), OTA(Order Truncate Average)등의 알고리즘이 있으며, 작은 크기의 토널(tonal)은 탐지 확률이 떨어지고, 아주 미세한 토널의 경우에는 전혀 탐지되지 못 한다는 문제점이 있다[1]. 따라서 표적의 특징 정보인 토널 성분을 견실하게 추출할 수 있는 알고리즘에 대한 연구가 필요하다.

신경 회로망은 인간의 감각 기관과 두뇌에 존재하는 뉴런들이 외부로부터 입력되는 자극을 뉴런 간의 상호 작용을 통해 처리하거나 전달해가는 과정과 그 전달 특성을 신호처리에 적용하기 위해 기능적으로 모델화한 것이다. 특히 시각 기관의 신경 회로망을 구성하는 뉴런들은 인접하는 뉴런들과 서로 흥분 및 억제 작용을 통한 경쟁에 의해서 돌출성의 자극에 대해서는 특징이 있는 것으로 반응하고, 잡음에 대해서는 그 배경이 변화하더라도 특별한 특징이 없는 것으로 반응하는 특성을 가지고 있다. 또한 표적의 토널 성분과 같은 특징 자극에 대해서는 회귀에 의한 역 자극으로 그 특징만을 추출하여 인식하는 정보처리 특성을 가지고 있다. 따라서 본 논문에서는 이러한 특징을 가지고 있는 이중 회귀 신경 회로망을 이용하여 배경 잡음을 자동적으로 제거하고, 미세한 토널 성분도 견실하게 탐지할 수 있는 토널 추출 기법을 제안한다. 그리고 실험을 통하여 기존의 배경 잡음 추정 알고리즘과 제안한 이중 회귀 신경 회로망을 이용한 기법의 토널 추출 성능을 비교하여, 제안한 기법의 성능을 확인하였다.

2장에서는 기존의 배경 잡음 추정 기법 중에서 S2PM 기법에 관하여 설명하고, 3장에서는 기존의 신경 회로망을 이용한 토널 성분 추출 기법에 관하여 설명한다. 4장에서는 제안한 이중 회귀 신경 회로망을 이용한 토널 성분 추출 기법에 관하여 설명하고, 5장에서 실험을 통해 제안한 방법의 성능을 검증한다. 끝으로 6장에서 결론을 맺는다.

II. 기존의 배경 잡음 추정 기법

기존의 배경잡음 추정 알고리즘인 TPM은 각 주파수 빈(bin)에 대하여 국소적 평균을 구한 다음 평균보다 크면 평균으로 치환하여 배경잡음의 평균을 추정하고 제거하는 알고리즘이며, OTA는 각 빈에 대하여 국소창을 형성하여 크기 순서대로 정렬하고 중간값(median)보다 큰 것을 제외한 남은 빈에 대해 평균을 구한 다음 평균보다 크면 치환하여 배경잡음의 평균을 추정하고 제거하는 알고리즘이다. 특히 기존의 배경잡음 추정 알고리즘 중에서 S2PM의 처리 과정은 다음과 같다.

① 주파수 스펙트럼상의 k번째 빈(bin)을 중심으로 길이 L(=2p+1)의 식 (1)과 같이 국소창을 형성한다.

$$S_k = \{X_i(k-P), \dots, X_i(k), \dots, X_i(k+P)\} \quad (1)$$

$$\bar{S}_k = \frac{1}{2P} \sum_{i \in \Omega[n]} S_k(i) \quad (2)$$

이 국소창에 대해 다시 그림 1과 같은 분할창  $\Omega[n]$ 을 형성하고, 이 분할창 내에 있는 빈들의 크기의 평균을 식 (2)와 같이 계산하여 배경 잡음 추정치를 구한다. 여기서 2P는 국소창의 길이를 나타낸다.

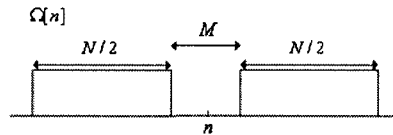


그림 1. 주파수축에 대한 분할창  $\Omega[n]$   
Fig. 1. Split window  $\Omega[n]$  for frequency axis

② 전체 빈( $k=0, \dots, N-1$ )에 대하여 현재 중심이 되는 빈의 크기가 이 추정치보다 크면 식 (3)과 같이 추정치로 대체한다. N은 FFT 포인트 수이다.

$$X(k) = \begin{cases} \bar{S}_k, & X(k) > \bar{S}_k \\ X(k), & X(k) \leq \bar{S}_k \end{cases} \quad (3)$$

③ 대체된 후의 스펙트럼에 대하여 ①과 ②의 과정을 되풀이하여 최종 배경 잡음 평균을 추정하여, 식 (4)와 같은 배경 잡음이 제거되어진 스펙트럼이 추출되고, 직

절한 문턱치를 적용하여 토널을 추출하게 된다[2].

$$Y(k) = \frac{X(k) - \bar{S}_k}{\bar{S}_k} \quad (4)$$

### III. 기존의 신경 회로망의 구성과 처리 과정

일반적인 인간의 감각 기관의 신경 회로망은 입력 자극에 대해 시간적, 공간적 중첩을 통해 잡음 성분을 제거하여 특징만을 추출해 내고, 회귀성 축진을 통해 한번 인식되어진 특징을 장시간 기억하려는 특성을 가지고 있다. 이러한 신경 회로망의 특성들을 토대로 구성된 기존의 신경 회로망 구조는 그림 2와 같다[3].

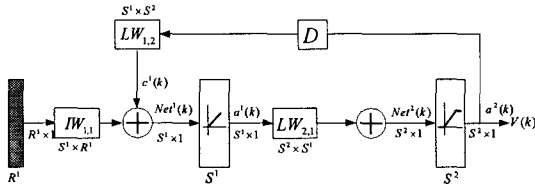


그림 2. 기존의 신경 회로망 구조  
Fig. 2. Structure of the conventional neural network

그림 2와 같은 구조를 가지는 신경 회로망의 처리과정은 다음과 같다.

① 현재 시간  $t$  에서의 주파수 스펙트럼 상에서 임의의 주파수 빈  $k$  를 중심으로 좌우 대칭이 되는 길이  $L(=2P+1)$  의 국소창을 식 (5)와 같이 형성하여, 신경망의 입력층 뉴런에 1:1로 대응시켜 전달한다.

$$R_i^1 = \{R_i(k-P), \dots, R_i(k), \dots, R_i(k+P)\} \quad (5)$$

여기서 입력층 뉴런 수는 12로 하였고,  $k=0, \dots, N-1$ ,  $N$ 은 FFT 포인트 수이다.

② 바로 전 시간  $t-1$  에서의 출력층 뉴런들의 활성화 값  $a_{t-1}^2(k)$  를 받은 회귀 뉴런은 식 (6)과 같이 자신의 활성화 함수를 거친 결과  $c_{t-1}^1(k)$  를 입력층 뉴런에 전달한다.

$$c_{t-1}^1(k) = \alpha \cdot a_{t-1}^2(k) \quad (6)$$

여기서  $\alpha$  는 회귀 뉴런의 활성화 함수 기울기이며,  $0 < \alpha < 1$  의 범위를 가진다.

③ 역전달 값  $c_{t-1}^1(k)$  와 현재 입력  $R_t^1(k)$  가 서로 가중된 식 (7)의 값  $Net_t^1(k)$  를 국소창과 같은 길이의 입력층 뉴런에 1:1 대응시켜 인가한다.

$$Net_t^1(k) = R_t^1(k) + c_{t-1}^1(k) \quad (7)$$

④ 입력 자극  $Net_t^1(k)$  는 기울기가 1인 입력층 뉴런의 활성화 함수를 거쳐 입력층의 출력 활성화 값  $a_t^1(k)$  를 구한다.

⑤ 식 (8)과 같이 출력층 뉴런과의 사이에 연결되어 있는 시냅스 가중치  $LW_{2,1}(k)$  를 가하여 출력층 뉴런의 입력 자극  $Net_t^2(k)$  를 형성한다. 출력층의 관심 뉴런  $k$  에 대한 자극의 입력합  $Net_t^2(k)$  는 식 (9)와 같이 구해진다.

$$LW_{2,1}(i) = \begin{cases} \frac{-1}{2P}, & i \neq k \\ +1, & i = k \end{cases} \quad (8)$$

$$Net_t^2(k) = \sum_{i \in R_t^1} LW_{2,1}(i) \neq t_i^1(i) \quad (9)$$

⑥ 입력 합  $Net_t^2(k)$  는 출력층 뉴런의 활성화 함수를 거쳐서 식 (10)과 같은 출력 활성화 값  $a_t^2(k)$  를 출력하게 된다.

$$a_t^2(k) = \begin{cases} 1.0, & Net_t^2(k) \geq 1.0 \\ Net_t^2(k), & 0 < Net_t^2(k) < 1.0 \\ 0.0, & Net_t^2(k) \leq 0.0 \end{cases} \quad (10)$$

출력의 일부는 다음 시간  $t+1$  에서 입력층으로 역전달되기 위해 회귀 뉴런을 거치게 된다.

⑦ 위와 같은 처리 과정을 전체 스펙트럼 상에 존재하는 모든 주파수 빈에 대해 반복한다.

그림 3은 입력층, 출력층, 회귀층 뉴런들의 활성화 함수를 나타낸다.

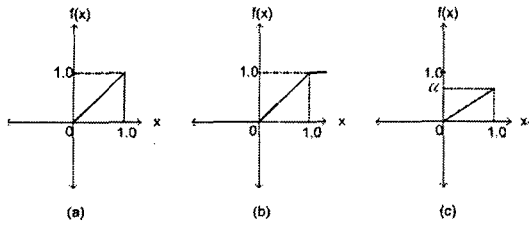


그림 3. 뉴런의 활성화 함수  
(a) 입력층 (b) 출력층 (c) 회귀층

Fig. 3. Activation function of neurons of neural network  
(a) Input layer (b) Output layer (c) Feedback layer

#### IV. 제안된 이중 회귀 신경망

본 논문에서는 입력 자극에 대한 회귀에 의한 역 전달을 통해 증폭된 출력값을 중심 뉴런에 대해 한 번 더 회귀성 역 전달을 걸어줌으로써 현재 관심 있는 입력 자극에 대하여 증폭된 출력값이 장시간 유지되는 특성을 가질 수 있는 방법을 제안한다. 즉, 배경잡음의 크기에 비해 미세한 크기의 토널은 회귀에 의한 역 전달의 반복적 수행을 통해 지속적으로 성장시켜준다. 따라서 관심 있는 주파수 빈에 대해 이중의 역 전달을 반복적으로 수행함으로써 낮은 신호 대 잡음비의 토널 추출 성능을 개선시킬 수 있다. 이러한 특성을 가지도록 구성하고 제안한 구조를 그림 4에 나타내었다.

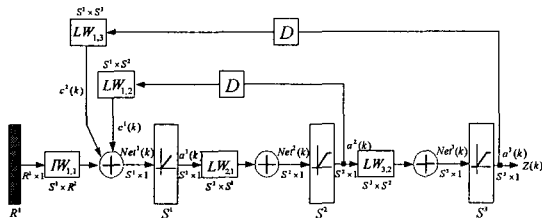


그림 4. 제안한 이중 회귀 신경망  
Fig. 4. Proposed double-feedback neural network

그림 4의 신경 회로망 구조는 중심 뉴런에 대해 기존의 2층 퍼셉트론 구조에 1층을 추가시켜 중간층의 출력값과 출력층의 출력값을 입력에 되먹이는 구조로 되어 있다.

그림 4와 같은 구조를 가지는 신경 회로망의 처리 과정은 다음과 같다.

① 바로 전 시간  $t-1$  일 때, 식 (10)의 값  $a_{t-1}^2(k)$  가 출력층 뉴런들의 비선형 함수를 거친 활성화값  $a_{t-1}^3(k)$  를 받은 2차 회귀 뉴런은 식 (11)과 같이 자신의 활성화 함수를 거친 결과  $c_{t-1}^2(k)$  를 입력층 뉴런에 전달한다.

$$c_{t-1}^2(k) = \beta \cdot a_{t-1}^3(k) \quad (11)$$

여기서  $\beta$  는 2차 회귀 뉴런의 활성화 함수 기울기이며,  $0 < \beta < 1$  의 범위를 가진다. 본 논문에서는  $\beta = 0.1$  , 활성화 함수는 그림 5와 같다.

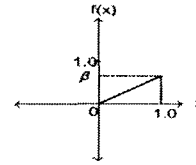


그림 5. 2차 회귀 뉴런의 활성화 함수  
Fig. 5. Activation function of double-feedback neuron

② 기존의 신경망 구조에서 입력 자극에 역 전달값  $c_{t-1}^2(k)$  이 가중된 식 (12)의 값  $Net_t^1(k)$  를, 국소 창과 같은 길이의 입력층 뉴런에 1:1 대응시켜 인가한다.

$$Net_t^1(k) = R_t^1(k) + c_{t-1}^1(k) + c_{t-1}^2(k) \quad (12)$$

③ 입력 자극  $Net_t^1(k)$  는 그 기울기가 1인 입력층 뉴런의 활성화 함수를 거쳐 입력층의 출력 활성화값  $a_t^1(k)$  를 구한다.

④ 기존의 신경망 구조에서 출력값  $a_t^2(k)$  는 그림 5와 같은 구조에서 다시 기울기가 1인 중간층 뉴런의 활성화 함수를 거쳐, 식 (13)과 같이 출력층 뉴런과의 사이에 연결되어 있는 시냅스 가중치  $LW_{3,2}(k)$  와 곱하여져서 출력층 뉴런의 입력 자극  $Net_t^3(k)$  를 형성한다. 출력층의 관심 뉴런  $k$  에 대한 자극의 입력합  $Net_t^3(k)$  는 식 (14)와 같이 구해진다.

$$LW_{3,2}(j) = \begin{cases} -1, & j \neq k \\ 2P, & j = k \end{cases} \quad (13)$$

$$Net_i^3(k) = \sum_j LW_{3,2}(j)a_i^2(j) \quad (14)$$

⑤ 중간합  $Net_i^3(k)$  는 출력층 뉴런의 활성화함수를 거쳐서 최종적으로 식 (15)와 같은 출력 활성화  $a_i^3(k)$  를 출력하고 일부는 다음 시간  $t+1$  에서 입력층으로 역 전달되기 위해 2차 회귀 뉴런을 거쳐게 된다.

$$a_i^3(k) = \begin{cases} 1.0 & , Net_i^3(k) \geq 1.0 \\ Net_i^3(k) & , 0 < Net_i^3(k) < 1.0 \\ 0.0 & , Net_i^3(k) \leq 0.0 \end{cases} \quad (15)$$

⑥ 위와 같은 처리 과정을 전체 스펙트럼 상에 존재하는 모든 주파수 빈에 대해 반복한다.

### V. 실험 결과

제안한 이중 회귀 신경 회로망을 이용한 토널 추출 성능을 보기 위해서 배경 잡음을 화이트 가우시안 잡음으로 가정하고, 특정 주파수를 알고 있는 혹등 고래의 울음 소리에 대해 실험하였다.

표 1. 실험 환경  
Table 1. Experimental environment

샘플 주파수	11025 Hz
신호대잡음비	-4 dB
FFT 포인트 수	512
전체 프레임 수	116

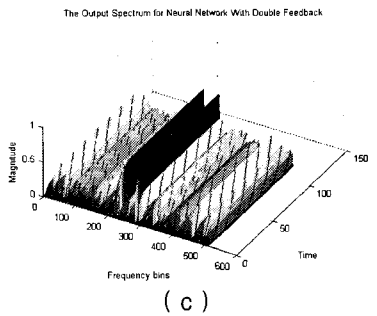
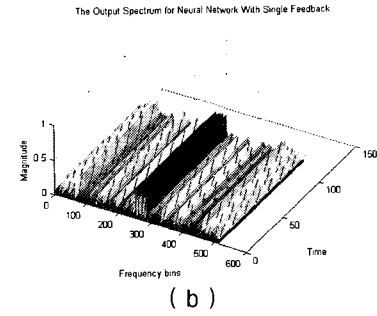
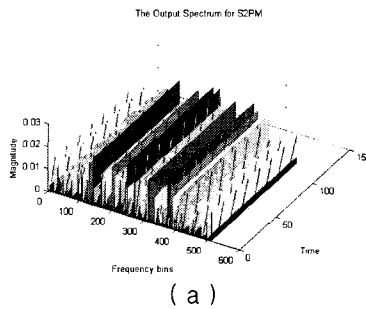


그림 6. 혹등 고래 신호에 대한 배경 잡음 제거 후의 스펙트로그램

(a) S2PM 알고리즘 (b) 기존의 신경 회로망  
(c) 제안한 이중 회귀 신경 회로망

Fig. 6. Spectrograms for humpback whale after background noise removal

(a) S2PM (b) The conventional neural network  
(c) The proposed double-feedback neural network

실험 환경은 표 1과 같다. 연속적으로 입력되는 신호를 FFT 처리한 후의 주파수 스펙트럼을 균준화하고, 프레임마다 S2PM과 기존의 신경 회로망 구조, 그리고 제안한 이중 회귀 신경 회로망 모델을 이용하여 배경 잡음을 제거한 후의 스펙트로그램을 그림 6에 나타내었다.

그림 6에서 혹등 고래 신호에 대하여 낮은 신호대잡음비 환경에서 S2PM을 이용했을 경우에는 표적의 특징 토널들이 배경 잡음 속에 묻혀 뚜렷하게 검출되지 않고 문턱값보다 큰 크기의 잡음 성분도 토널로 오탐지되는 반면, 이중 회귀 신경망을 이용한 경우 배경 잡음을 자동적으로 제거하면서 표적의 토널이 뚜렷하게 추출됨을 확인할 수 있다. 또한 그림 6 (b), (c)에서 표적의 특징 주파수 빈의 크기가 제안한 이중 회귀 신경망 처리 결과, 기존의 신경망 처리 결과보다 더 크게 키워진 것을 확인할 수 있다. 표 2는 혹등 고래 신호에 대하여 전체 116개의 프레임 중에서 특정 주파수 빈에 해당하는 223, 224,

241, 273, 290, 291번 채널들에 대한 문턱치 값 이상 탐지 되는 토널의 개수를 나타내며, 각 특징 주파수 빈에 대하여 제안한 토널 추출 기법에 의하여 성능이 향상됨을 확인할 수 있다.

표 2. 탐지된 토널의 개수  
Table 2. Number of the detected tonals

알고리즘 $k$ (주파수 빈)	S2PM	기존의 신경망	제안한 이중 회귀 신경망
223	64	96	102
224	67	93	98
241	68	101	113
273	72	102	108
290	64	98	104
291	58	89	96

## VI. 결론

수중 음향 신호의 특징을 잘 나타내기 위해서는 해양 환경에 따라 변화가 심한 배경 잡음을 제거하여 특징 정보인 토널 성분을 건설하게 추출하여야 한다. 따라서 본 논문에서는 이중 회귀 신경 회로망을 이용하여 토널 성분을 추출하는 방법을 제안하였고, 실험을 통해 제안한 기법에 의하여 토널 추출 성능이 향상됨을 확인하였다.

## 참고문헌

- [1] W. A. Struzinski and E. D. Lowe, "A performance comparison of four noise background normalization schemes proposed for signal detection systems," *Journal Acoustical Society of America*, vol. 76, no. 6, pp. 1738-1742, Dec., 1984.
- [2] Shapiro J. H., Green T. J. Jr, "Performance of Split - Window Multipass-Mean Noise Spectral Estimators," *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, vol. 36, no. 4, pp. 1360-1370, Oct., 2000.
- [3] 하석운, 이성은, 남기곤, 윤태훈, 김재창, 김길중, "신경회로망을 이용한 수중음향신호의 주파수선 특징 추출," *대한전자공학회*, vol. 34, no. 1, pp. 51-58, Jan., 1997.

## 저자소개



임 태 군(Tae-Gyun Lim)

경북대학교 전자공학과 공학석사  
동양대학교 정보통신공학부  
전임 강사

※관심분야: 디지털신호처리, 영상신호처리, 수중음향 탐지



이 상 학(Sang-Hak Lee)

경북대학교 전자공학과 공학석사  
경북대학교 전자공학과 공학박사  
동양대학교 정보통신공학부 교수

※관심분야: 디지털신호처리, 영상신호처리, 컴퓨터 비전