

論文97-34C-1-6

신경회로망을 이용한 수중음향신호의 주파수선 특징 추출

(Extraction of Frequency Line Feature of Sonar Signal Using a Neural Network)

河錫運*, 李聖殷**, 南基坤***, 尹台焄***, 金在昌***,
金吉重****

(Seok Woon Ha, Sung Eun Lee, Ki Gon Nam, Tae Hoon Yoon, Jae Chang Kim,
and Gil Jung Kim)

요 약

수중에서의 음향 표적이 되는 이동 물체들은 그 소음 특성에 따라 각기 특유의 주파수 스펙트럼을 나타낸다. 이 주파수 스펙트럼은 전체 주파수 대역에 걸쳐서 불균일한 분포를 나타내는 광대역 배경잡음 성분과, 불연속의 협대역 톤 성분으로 구성되어 있다. 톤을 탐지하기 위해서는 배경잡음을 추정하고 제거하는 과정을 거쳐야 하며, 배경잡음의 추정 특성에 따라 톤 추출 확률이 달라진다. 기존의 배경잡음 추정 알고리즘에 의해서는 미약한 크기의 톤을 탐지하기 어렵다. 톤이 매 프레임마다 연속으로 나타날 때 형성되는 주파수선은 음향 표적의 식별을 위한 중요한 특징 정보가 되기 때문에, 주파수선의 구성 요소인 톤을 효율적으로 탐지할 수 있는 알고리즘이 요구된다. 본 연구에서는 배경잡음을 자동으로 제거할 뿐만 아니라, 미약한 톤도 효과적으로 탐지할 수 있는 신경회로망을 구성하여 제안하고, 이를 배경잡음 추정 및 제거 과정에 적용함으로써 주파수선 특징을 효율적으로 추출할 수 있음을 보이고자 한다. 시뮬레이션을 통해 기존의 배경잡음 추정 알고리즘인 TPM 방법과 제안한 신경회로망을 이용한 주파수선 특징 추출 특성을 비교한 결과, 신경회로망을 이용한 경우에서 보다 나은 주파수선 특징 추출 성능을 보였다.

Abstract

In passive sonar, the frequency spectrum of a sound radiated by underwater moving targets is composed of a broadband nonuniform background noise and narrowband discrete tonals. To detect the tonals, the background noise is estimated and removed. Using the existing algorithms that estimate the background noise, a weak tonals are not detected. Because a frequency line that is formed by tonals which are being extracted continuously is a feature of the target, we are necessary to efficiently detect the tonals that compose the frequency line. In this paper, we propose an efficient neural network that can remove automatically the background and detect the even weak tonals, and we extract the frequency line feature on the spectrogram by the proposed algorithm. The experimental results for a ship's radiated sound show a better performance in comparison with the existing TPM algorithm.

* 正會員, 慶尙大學校 컴퓨터科學科
(Dept. of Computer Science, Gyeongsang Nat'l Univ.)

** 正會員, 國防科學研究所
(Agency for Defense Develop)

*** 正會員, 釜山大學校 電子工學科

(Dept. of Electronic Eng. Pusan Nat'l Univ.)

**** 正會員, 東西工科大學校 電子工學科

(Dept. of Electronic Eng. Dongseo Univ.)

※ 본 연구는 1993년~1995년 국방과학연구소의 연구비 지원에 의해 수행되었음.

接受日字: 1995年11月9日, 수정완료일: 1997年1月9日

I. 서론

수중에서 이동하는 물체의 종류, 진행 속도 등을 식별하기 위해서는 수중음파탐지기를 사용하여 수집한 소음의 주파수 스펙트럼상에서 물체의 기계적인 특성에 관련된 특징들을 추출해야 한다.

음향 표적이 되는 어선, 상선, 군함, 잠수함, 그리고 어뢰 등은 그 내부 기관이나 추진 기어, 프로펠러 등의 왕복운동 및 회전운동과 마찰에 의해 발생하는 소음에 따라 각기 특유의 주파수 스펙트럼 특성을 가진다.^[1,2] 특히 이 주파수 스펙트럼에는 프로펠러의 회전시에 발생하는 캐비테이션 현상(cavitation effect) 및 대양의 유체역학적인 환경(hydrodynamic environment)의 복합적인 작용에 의해서 형성되는 불균일한 분포의 광대역 배경잡음(background noise) 성분과, 또한 물체를 구성하는 기계적인 요소들에 의해 형성되는 협대역의 토널(tonal) 성분이 존재한다. 주파수 스펙트럼상에서 배경잡음 성분의 평균을 추정하여 이를 제거한 다음, 토널 탐지 문턱값(threshold)을 설정하면, 이 값 이상되는 크기를 가지는 주파수 성분들은 토널로 탐지되어진다. 시간에 따라 이러한 토널성분들이 매 프레임마다 연속적으로 나타날 경우, 스펙트로그램상에서는 일정한 형태의 주파수선(frequency line)을 형성하게 되며, 이러한 주파수선은 표적을 식별하기 위한 중요한 음향 특징이 되고 있다.^[3] 이와 같은 주파수선을 형성하는 토널의 탐지 확률은 배경잡음의 추정 성능에 의존하며, 이 배경잡음은 여러가지 주위 환경에 의해서 그 크기가 시시각각으로 변화하기 때문에, 이러한 배경잡음을 효율적으로 추정하고 제거할 필요가 있다. 배경잡음 추정을 위해 제시되어진 기존의 TPM, S3PM, OTA, SAXA, MSAXA 등의 알고리즘으로는 주파수선을 형성하는 토널들이 그 크기가 작거나, 극히 미세한 크기의 토널들은 그 탐지 확률이 낮거나, 전혀 탐지되지 못하고 있다.^[4,5] 이러한 경우 스펙트로그램상의 주파수선은 불규칙하게 끊어지거나 전혀 나타나지 않게 되어 표적의 음향 특징 정보를 잃어버리게 되므로, 이와 같은 주파수선 특징을 정확하게 추출할 수 있는 알고리즘이 요구된다.

최근 인간의 감각기관과 두뇌에 존재하는 신경 세포들의 정보 처리 과정을 모델링한 신경회로망을 이용하여 수중 음향 신호 처리를 행하는 연구가 활발히 이루어지고 있다.^[6,7,8] 특히 시각기관의 신경회로망을 구성

하고 있는 신경뉴런들은 그들간의 상호작용을 통해서 특징이 없는 잡음성분들에 대해서는 특별한 반응을 하지 않거나, 토널과 같은 특징 자극에 대해서는 연속되는 입력정보의 시간적인 그리고 공간적인 가중(superposition)에 의해서, 그리고 피드백에 의한 역자극에 의해서 그 특징만을 추출하여 인식하는 정보처리 특성을 가지고 있다. 만약 외부의 입력정보가 연속적인 주파수 스펙트럼이라면, 특징인자인 주파수선이 불연속적으로 나타나더라도 그 연속되는 토널의 자극이 일정기간 유지되는 특성이 있어서 그 주파수선의 연속성을 추정할 수 있을 뿐만아니라, 토널들이 미세하여 탐지되지 않는다하더라도 연속적으로 나타나기만하면 그 존재성을 인식할 수 있는 능력을 가지게 될 것이다.

본 연구에서는 신경회로망의 이러한 특성을 이용하여, 배경잡음을 자동적으로 제거할 뿐만아니라, 매우 미세한 토널성분도 탐지할 수 있는 특성을 가지는 신경회로망을 구성하여 제안하고, 이를 이용함으로써 주파수선 특징을 효율적으로 추출해 내고자 한다. 임의의 한 상선의 실제 음향 신호를 사용하여, 기존의 TPM 알고리즘과 제안한 신경회로망에 의한 주파수선 특징 추출 특성을 실험하여, 그 성능을 비교 평가하였다.

II. 주파수선 특징 추출 시스템

연속적으로 입력되는 수중음향신호로부터 토널과 주파수선을 추출하기 위한 일반적인 주파수선 특징 추출 시스템을 그림 1에 나타내었다. 그림 1에서 주파수선을 추출하기까지의 과정은 크게 배경잡음 추정 및 제거 과정과 토널 추출 및 주파수선 추출과정의 두 부분으로 구성되어 있다.

기존의 시스템에서는 토널과 주파수선을 추출하기 위해 반드시 배경잡음의 추정 단계를 거친 후에 이 배경잡음을 제거하는 단계를 거쳐야 하기 때문에, 토널 및 주파수선 추출 성능은 배경잡음의 추정 특성에 주로 의존하게 된다. 본 연구에서는 위와 같은 배경잡음 추정 과정을 거치지 않고도 자동으로 배경잡음을 제거할 수 있는 신경회로망을 구성하여 제안하고, 이를 배경잡음 추정 및 제거 과정에 대체 적용함으로써, 토널 및 주파수선 추출 성능을 효율적으로 향상시키고자 한다.

그림 1의 배경잡음 추정 및 제거 과정 부분에서 배경잡음 추정에 이용되고 있는 기존의 알고리즘들 중에

서는 TPM 알고리즘이 구현이나 처리 과정이 비교적 간단하여 실제에서는 가장 널리 쓰이고 있다.^[4] TPM 알고리즘에 의한 배경잡음 추정 과정을 나타내면 다음과 같으며, 배경 잡음의 추정 과정을 두번 행한다고 하여 TPM(two pass mean estimation)으로 명하고 있다.

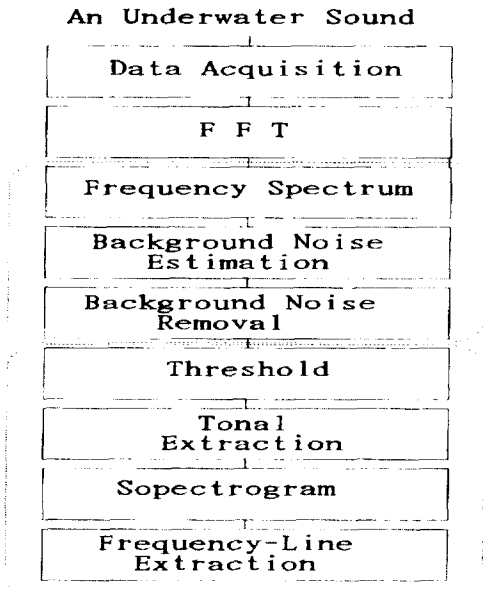


그림 1. 주파수선 특징 추출 시스템의 블록도
Fig. 1. Block diagram of the line frequency feature extraction system.

1) 주파수 스펙트럼상의 k 번째 빈(bin)을 중심으로 길이 $L=(2P+1)$ 의 국소창(local window)을 형성한다.

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

여기서 $2P$ 는 국소창의 길이를 나타낸다.

2) 이 국소창 내에 있는 빈들의 크기의 평균을 계산하여 배경잡음 추정치를 구한다.

$$m(k) = \frac{1}{2P} \sum_{i=k-P}^{k+P} X(i) \quad (2)$$

3) 현재 중심이 되는 빈의 크기가 이 추정치보다 크면 추정치로 대체한다.

$$X(k) = m(k), \quad \text{if } X(k) > m(k) \quad (3)$$

4) 이 추정과 대체과정을 전체 빈($k=0, \dots, N-1$)

에 대하여 처리한다. N 은 FFT 포인트 수이다.

5) 대체된 후의 스펙트럼에 대하여 1과 2의 과정을 되풀이하여 최종 배경잡음을 추정한다.

위와 같이 배경잡음이 추정되어진 후에, 다음 식과 같이 스펙트럼상의 각 빈에 대하여 추정하기 전의 원 스펙트럼에 대해 배경잡음 추정값을 뺀 다음, 다시 배경잡음 추정값으로 나누게 되면 배경잡음이 완전히 제거되어진 스펙트럼이 형성된다.

$$Y(k) = \frac{X(k) - m(k)}{m(k)}, \quad k=0, \dots, N-1 \quad (4)$$

여기에 토널 탐지 문턱값 D_T 를 적용하면, 이 값보다 큰 빈들을 토널로 추출할 수 있게 되고 이를 매 프레임마다 연속적으로 나타내면 주파수선이 추출되어지게 된다.

위와 같은 TPM 알고리즘의 처리 과정은 매 프레임마다 현재의 한 프레임에 대해서만 처리되기 때문에 문턱값보다 큰 크기의 잡음 성분도 토널로 오탐지될 수 있을 뿐만아니라, 연속적으로 존재하는데도 그 크기가 문턱값보다 낮은 미세 토널은 전혀 탐지되지 않는 문제가 있다. 이와 같은 문제는 잡음하에서도 특징 자극에 대해 특출한 추출 성능을 나타내는 신경망의 특성을 이용하면 해결될 수 있을 것이다.

III. 주파수선 특징 추출을 위한 신경회로망의 구성

1. 신경회로망의 구성

일반적으로 인간의 감각 기관의 신경망에 존재하고 있는 한 개의 신경뉴런은 자신의 바로 전층에 존재하는 뉴런들 중에서 자신과 대응되는 중심 뉴런으로부터는 흥분성 자극(excitatory stimulus)을 받으며, 주변 뉴런들로부터는 억제성 자극(inhibitory stimulus)을 받아서 이들 자극의 시간적 공간적 가중에 따른 출력 활성을 나타내며, 어떤 뉴런의 경우에는 그 출력 활성이 다시 중간 뉴런을 거쳐서 피드백 시냅스를 통하여 전층의 뉴런으로 전달되어 회귀성 촉진(recurrent facilitation) 현상을 일으켜서 그 입력 자극을 증폭시킴으로써 일정기간 동안 그 반응을 유지하려는 특성을 가지는 것으로 알려져 있다.^[9] 특히 입력 자극의 시간적, 공간적 중첩을 통해 잡음성분을 제거하고 특징만을 추출해 내는 것과, 회귀성 촉진을 통해 한번 인식되어

진 특징을 장시간 기억하려는 특성은 신경회로망의 대표적인 정보처리 특성들이다. 이에 더하여 입력 자극을 받고 있는 한 신경뉴런은 그 자극의 힘이 일정 문턱값을 넘지 않으면 결코 활성화 되지 않으며, 넘을 경우 그 신경뉴런의 내적인 활성화 특성에 따라 활성화 상태가 결정되는 기본적인 특성을 가지고 있다.¹⁹⁾

이러한 신경망의 특성들을 토대로 다음 그림 2와 같이, 대응되는 자신의 바로 전 뉴런으로부터는 그 뉴런의 자극을 그대로 흥분성으로 받아들이고 좌우 2P 개의 주변 뉴런들로부터는 억제성 자극을 받으며, 또한 자신의 출력은 중간 뉴런을 거쳐서 피드백되며, 각각의 뉴런들은 고유의 활성화함수를 가지도록 신경회로망을 구성하고 제안한다.

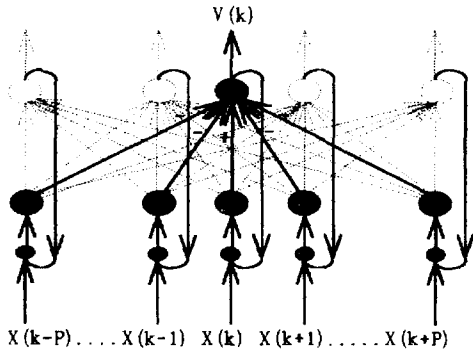


그림 2. 제안하는 신경회로망의 구조
Fig. 2. Structure of the proposed neural network.

그림 2에서 입력층의 중심 뉴런과 흥분성 전 뉴런과의 시냅스 가중치는 +1, 억제성 전 뉴런과는 좌우 뉴런의 갯수를 2P라 할 때 $-1/2P$ 의 시냅스 가중치를 가진다. 그리고 입력층의 뉴런들은 자신에게 입력되는 자극을 흥분성이든 억제성이든 그 크기에 관계없이 동일한 크기의 출력 활성화값을 나타내도록 기울기 +1의 선형 활성화함수를 가지며, 출력층의 뉴런은 입력 자극에 대해서는 0보다 큰 양의 자극에만 반응하여 활성화되어지고 입력 자극이 1보다 클 때는 포화되어 더 이상 큰 활성화값을 출력시킬 수 없는, 0과 1사이에서 +1의 기울기를 가지는 램프형 활성화함수를 가진다. 그리고 중간 뉴런의 활성화함수는 0과 1사이의 값을 가지는 기울기 + α 의 선형함수를 가진다. 이 α 의 값에 따라서 출력 활성화값의 역전달 량이 결정되어 진다. 입력층, 출력층, 그리고 중간층 뉴런들이 가지는 활성화함수를 그림 3에 나타내었다.

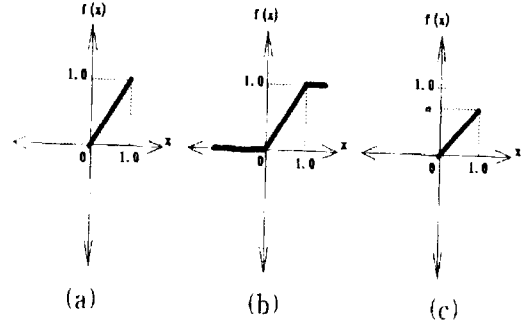


그림 3. 뉴런의 활성화함수. (a) 입력층, (b) 출력층, (c) 중간층
Fig. 3. Activation functions of the neuron in, (a) the input layer, (b) the output layer, and (c) the intermediate layer.

2. 신경회로망의 처리 과정

그림 2와 같은 구조를 가지는 신경회로망의 처리 과정은 다음과 같다.

1) 현재 시간 t 에서의 주파수 스펙트럼상에서 임의의 주파수빈 k 를 중심으로 좌우 대칭이 되는 길이 $L(=2P+1)$ 의 국소창을 다음과 같이 형성하여, 이 빈들의 크기값을 1에 대해 규준화하여 신경회로망의 입력층 뉴런으로 전달한다.

$$R_k = \{ X_i(k-P), \dots, X_i(k), \dots, X_i(k+P) \} \quad (4)$$

여기서 $k=0, \dots, N-1$, N 은 FFT 포인트 수이다.

2) 바로 전 시간 $t-1$ 에서의 출력층 뉴런들의 활성화값 $V_{t-1}(k)$ 를 받은 중간 뉴런은 자신의 활성화함수를 거친 결과를 입력층 뉴런에 전달한다.

$$C_{t-1}(k) = \alpha Z_{t-1}(k) \quad (5)$$

여기서 α 는 중간 뉴런의 활성화함수의 기울기이며, $0 < \alpha < 1$ 의 범위를 가진다. 본 연구에서는 $\alpha=0.7$ 로 두었다.

3) 이 역전달 값 $C_{t-1}(k)$ 와 현재 입력 $X_t(k)$ 가 서로 가중되어진 값 $Y_t(k)$ 를, 국소창과 같은 길이의 입력층 뉴런에 1:1로 대응시켜 인가한다.

$$Y_t(k) = X_t(k) + C_{t-1}(k), \quad C_0(k) = 0 \quad (6)$$

4) 입력 자극 $Y_t(k)$ 는 그 기울기가 1인 입력층 뉴런의 활성화함수를 거쳐, 출력층 뉴런과의 사이에 연결되어 있는 시냅스의 가중치 $w(k)$ 와 곱하여져서 출력층 뉴런

의 입력 자극을 형성한다. 출력층의 관심 뉴런 k 에 대한 자극의 입력합 $Net_k(k)$ 는 다음과 같이 구해진다.

$$Net_k(k) = \sum_{i=k_s} w(i) Y_i(i) \quad (7)$$

$$w(i) = \begin{cases} \frac{-1}{L-1} & i \neq k \\ +1 & i = k \end{cases} \quad (8)$$

5) 입력합 $Net_k(k)$ 는 출력층 뉴런의 활성화함수를 거쳐서 최종 출력 활성화값 $V_k(k)$ 를 출력하게 되며, 이것이 제안한 신경회로망의 처리 결과가 되어진다.

$$V_k(k) = \begin{cases} 1.0 & , \quad Net_k(k) \geq 1.0 \\ Net_k(k) & , \quad 0 < Net_k(k) < 1.0 \\ 0.0 & , \quad Net_k(k) \leq 0.0 \end{cases} \quad (9)$$

이와 동시에 이 출력의 일부는 다음 시간 $t+1$ 에서 입력층으로 역 전달되기 위해 다시 중간 뉴런으로 피드백되어진다.

이와 같은 처리 과정을 거치면, 극히 미세한 토널이라 하더라도 연속적으로 출현할 경우에는 지속적으로 성장하여 토널로 추출되며, 불규칙하게 분포하는 배경잡음 성분은 자동적으로 제거되어진다.

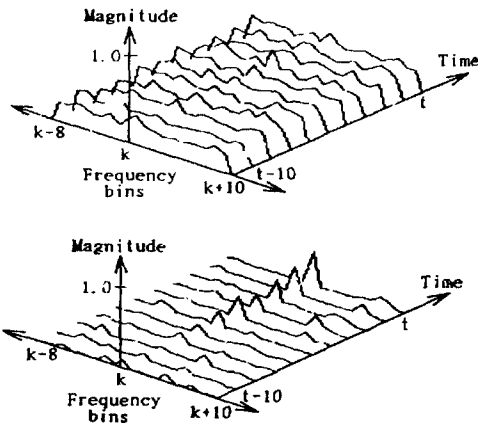


그림 4. 연속적으로 나타나는 미세 토널열에 대한 추출 결과. (a) 입력, (b) 출력

Fig. 4. Extraction result of a weak tonal train in background noise. (a) An input, and (b) the output.

3. 신경회로망의 토널 추출 특성

제안한 신경회로망의 신호처리 특성을 살펴보기 위해서 그림 4의 (a)와 같이 불균일한 크기의 배경잡음 속에 미세한 크기의 토널이 거의 묻혀 있는 형태의 입력 자극을 연속적으로 이 신경회로망에 가해보았다.

그 결과, (b)에 나타난 바와 같이 불균일한 배경잡음은 특정 자극으로 인식되지 못하여 제거되어지고, 미세한 크기의 토널일지라도 특정 자극이 가해지고 있는 것으로 인식되어 결국 토널로 추출되어졌다.

또한 다음 그림 5의 (a)와 같이 불균일한 크기의 배경잡음 속에서 단일 자극으로 주어지는 토널이 존재하는 형태의 입력자극이 가했을 때는, (b)에 나타난 바와 같이 역시 배경잡음은 제거되고 일단 인식된 자극은 역전달을 통한 회귀성 촉진에 의해서 장시간 동안 그 자극을 유지하려는 특성을 나타내었다.

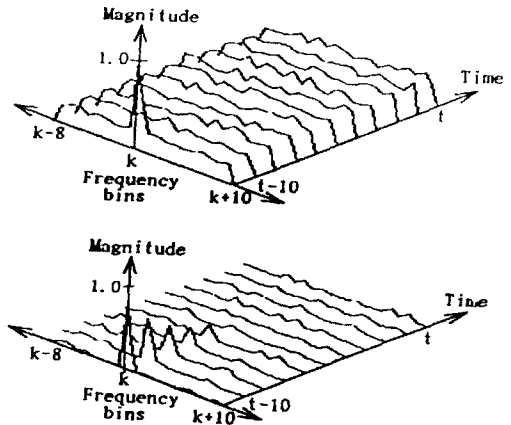


그림 5. 잡음 속에 존재하는 단일 토널에 대한 추출 결과. (a) 입력, (b) 출력

Fig. 5. Extraction result of a single tonal in background noise. (a) An input, and (b) the output.

IV. 주파수선 특징 추출 시뮬레이션 및 결과

제안한 신경회로망을 이용한 주파수선 특징 추출 성능을 보기 위해서, 그 특징 주파수들을 정확히 알지 못하는 임의의 한 상선으로부터 채취되어진 수증음향신호를 사용하였다. 샘플주파수는 512Hz, FFT 포인트수를 512로 하였으며, 이때 분해능은 1Hz이다. 연속적으로 입력되는 신호를 FFT 처리한 후의 주파수 스펙트럼을 정규화하고, 매 프레임마다 기존의 TPM 알고리즘과 제안한 신경회로망 모델을 사용하여 배경잡음을 제거한 후의 스펙트로그램을 다음 그림 6에 나타내었다. 전체 프레임 수는 100프레임을 사용하였으며, 매 프레임 마다 전체 512개의 빈들 중에서 256개의 주파수 빈에 대해서만 나타내었다. 또한 각각의 주파수 스

펙트럼은 잡음의 변동을 줄이기 위해서, 실제로 12개의 연속 스펙트럼을 각 빈에 대해 평균하여 나타내었다.

그림 6의 처리 결과에서 나타난바와 같이 여러개의 주파수 빈들에서 TPM 알고리즘에 의한 결과보다 신경회로망에 의한 결과에서 토널로 보이는 주파수 빈들이 더욱 명확하게 나타나는 것을 볼 수 있으며, 그림 6의 스펙트로그램에 대해 토널 탐지 문턱값을 설정하여, 이 설정 문턱값 이상 크기의 토널만을 추출하여 나타낼 경우, 수중 음향 표적의 특징이 되는 주파수선이 뚜렷하게 추출되어질 것이다. 그림에서 가로축은 주파수, 세로축은 진행시간을 나타내며, 크기는 규준화하였다.

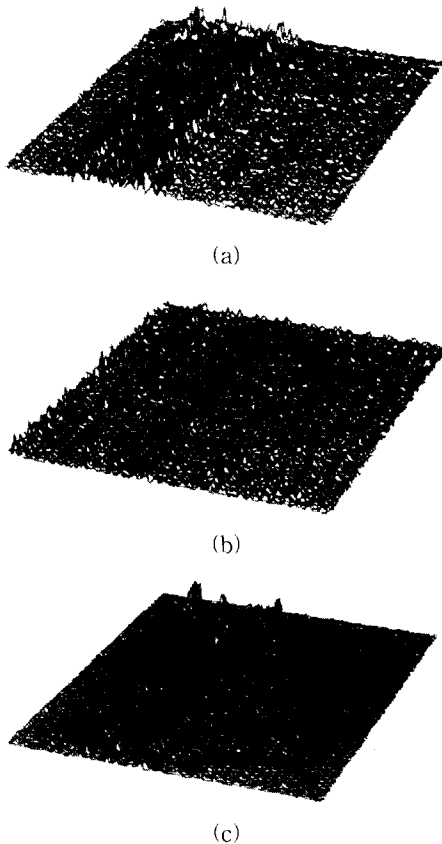


그림 6. 배경잡음 제거 후의 스펙트로그램. (a) 한 상선의 음향 스펙트로그램, (b) TPM 알고리즘 처리 결과, (c) 신경회로망 처리 결과

Fig. 6. Spectrograms in which the background noise is removed. (a) The radiated sound spectrogram of a ship, (b) the result by TPM algorithm, and (c) the result by the composed neural network.)

주파수선의 형성 요소인 토널을 탐지하기 위해서는

스펙트럼상에 일정한 크기의 문턱값을 설정하고 이보다 큰 크기의 주파수 빈들에 대해서만 토널로 탐지하게 된다. 배경 잡음을 제거하기 전의 잡음이 Gaussian 잡음 분포를 가지는 것으로 가정하면, 배경잡음이 제거된 후의 스펙트럼상의 잡음 분포는 Rayleigh 분포를 가지며, 이 때 토널 탐지를 위한 문턱값 D_T 는 배경잡음 제거후의 잡음 전력 σ^2 과 오경보 확률 P_{fa} 에 의해 Rayleigh 확률 밀도 함수상에서 다음과 같이 구할 수 있다.¹²⁾

$$D_T = \left\{ 2\sigma^2 \ln\left(\frac{1}{P_{fa}}\right) \right\}^{\frac{1}{2}} \quad (10)$$

기존의 TPM 알고리즘과 제안한 신경회로망 모델을 사용하여 배경 잡음을 제거하고난 후의 잡음 전력을 구하는데 있어서 실제에서는 신호와 잡음이 섞여 있을 뿐 아니라, 신호의 분포 특성을 알 수 없기 때문에, 잡음 전력을 구하기 위해서 전체 스펙트럼 상의 주파수 빈들 중에서 잡음만이 존재하는 임의의 주파수 영역상의 빈 값을 택하여서 연속하는 100개 프레임에 해당하는 100개의 잡음 데이터를 사용하였다. 이 잡음 데이터들에 대한 잡음 전력을 구하고 식 (10)에 의해 토널 탐지 문턱값을 계산한 결과를 표 1에 나타내었다. 이때 두 알고리즘에 대해 각각 적절한 토널 탐지 문턱값을 정하기 위해서, 토널 오경보확률을 $P_{fa} = 10^{-3}$ 으로 설정하였다.¹²⁾

표 1. 잡음 전력 및 토널 추출 문턱값

Table 1. Noise powers and thresholds for the extraction of the tonals.

	σ^2	D_T
TPM algorithm	0.0078	0.328
the neural network	0.0026	0.190

그림 6의 스펙트로그램에서 매 프레임의 스펙트럼에 대해 표 1의 문턱값을 적용한 후 주파수선 특징이 추출되어진 결과를 다음 그림 7에 나타내었다.

그림 7에서 TPM 알고리즘에 의한 주파수선 특징 추출 결과에서는 주파수선이 명확하지 않을 뿐만 아니라, 불연속하게 진행하고 있는 경우가 많이 나타나고 있는 반면, 제안한 신경회로망 모델에 의한 결과에서는 주파수선이 명확할 뿐만 아니라, 연속적으로 진행하고 있음이 뚜렷하게 나타나고 있다.

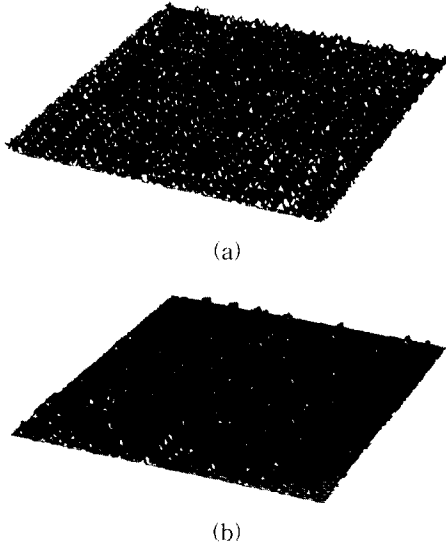


그림 7. 주파수선 특징이 추출되어진 스펙트로그램.
(a) TPM 알고리즘 처리 결과, (b) 신경회로망 처리 결과

Fig. 7. Spectrograms in which the frequency lines are extracted, the result by (a) the TPM algorithm, and (b) the proposed neural network.

또한 55, 80, 93, 120, 157, 171, 187, 그리고 236 번째 주파수 빈에 해당하는 주파수선들이 TPM에 비해 제안 신경회로망에서 더욱 뚜렷하게 추출되었으며, 특히 TPM 알고리즘에서는 그 크기가 미약하여 추출되지 않는 157Hz와 171Hz의 주파수선이 뚜렷하게 추출되어 나타나는 것을 볼 수 있다.

표 2. 토널 탐지 결과

Table 2. The results of detection of tonals.

알고리즘 주파수[Hz]	TPM	The Proposed
55	73	89
80	82	98
93	87	91
120	76	94
157	32	97
171	27	92
181	78	88
236	74	95

전체 100프레임의 주파수 스펙트럼에 대해 각각의 주파수선을 형성하는 토널들의 탐지 갯수를 100프레임

에 해당하는 100개의 토널에 대해 계산한 결과를 다음 표 2에 나타내었다.

표 2에서 나타난 바와 같이, 그 크기가 극히 미약한 157Hz와 171Hz의 주파수선을 이루는 토널들이 기존의 알고리즘에 의해서는 추출되지 않으나, 제안한 신경회로망에 의해서는 뚜렷하게 추출되는 것을 알 수 있다.

V. 결 론

수중에서 이동하는 물체가 방사하는 음향의 주파수 스펙트럼에 대해서, 제안한 신경회로망 모델을 적용하여 주파수선을 추출한 결과를 기존의 TPM 알고리즘을 적용한 경우와 비교 검토한 결과, 제안한 신경회로망을 적용한 경우 여러 개의 주파수선 특징이 효율적으로 추출되었으며, 기존의 알고리즘에 의해서는 추출되지 않는 주파수선들이 제안한 신경회로망 알고리즘에 의해서는 매우 뚜렷하게 추출되었다.

따라서 제안한 신경회로망을 사용함으로써, 주파수선 특징 정보를 더욱 정확하게 추출할 수 있게 되어 음향표적의 종류, 진행 속도 등을 파악할 수 있는 주파수선 특징을 효율적으로 얻을 수 있게 되었다.

참 고 문 헌

- [1] R. J. Urick, *Principles of Underwater Sound*, McGraw-Hill, New York, pp. 328-353, 1983.
- [2] R. O. Nielson, *Sonar Signal Processing*, Artech House, Boston, pp. 143-185, 1991.
- [3] L. Cohen, "Time-frequency distributions-A Review," *Proc. IEEE*, vol. 77, pp. 941-981, 1989.
- [4] W. A. Struzinski and E. D. Lowe, "A performance comparison of four noise background normalization schemes proposed for signal detection systems," *J. Acoustical Society of America*, vol. 76, no. 6, pp. 1738-1742, Dec. 1984.
- [5] W. A. Struzinski and E. D. Lowe, "The effect of improper normalization on the performance of an automated energy detector," *J. Acoustical Society of America*, vol.

78, no. 3, pp. 936-941, Sep. 1985.

[6] R. Hecht-Nielsen, "Nearest matched filter classification of spatiotemporal patterns," *Applied Optics*, vol. 26, no. 10, pp. 1892-1899, May 1987.

[7] C. P. Sheppard, C. R. Gent, and SD-Scicon Uk Limited, "A neural network based sonar classification system," *Underwater Systems*

Design, pp. 372-375, Nov./Dec. 1991.

[8] Seok Woon Ha, Sung Eun Lee, Ki Gon Nam, Tae Hoon Yoon, and Jae Chang Kim, "An efficient neural network for sonar signal processing," *JTC-CSCC*, vol II, pp. 775-779, July 1994.

[9] 강만식 외, *동물생리학*, 교학연구사, pp. 314-334, 1993.

— 저 자 소 개 —



河錫運(正會員)

1956년 9월 25일생. 1975년 3월~1979년 2월 부산대학교 전자공학과(공학사). 1979년 3월~1981년 2월 부산대학교 대학원 전자공학과(공학석사), 1990년 3월~1995년 8월 부산대학교 대학원 전자공학과(공학박사).

1988년 3월~1993년 2월 창원기능대학 근무. 1993년 3월~1995년 7월 통영수산전문대학 근무. 1995년 8월~현재 경상대학교 컴퓨터과학과 조교수. 주관심분야는 신경회로망, 컴퓨터비전, 수중음향신호처리 등임.

南基坤(正會員) 第26卷 第1號 參照.

현재 부산대학교 전자공학과 부교수.
컴퓨터 및 정보 통신 연구소 연구원.

金在昌(正會員) 第26卷 第10號 參照.

현재 부산대학교 전자공학과 교수. 컴퓨터 및 정보 통신 연구소 연구원.

李聖殷(正會員)

1958년 8월 25일생. 1978년 3월~1982년 2월 한양대학교 전자공학과(공학사). 1988년 3월~1990년 2월 부산대학교 대학원 전자공학과(공학석사). 1992년 3월~1997년 1월 현재 부산대학교 대학원 전자공학과 박사학위과정 수료. 1982년 1월~현재 국방과학연구소 선임연구원. 주관심분야는 수중음향신호처리, 신경회로망 등임.

尹台燾(正會員) 第28卷 B編 第4號 參照.

현재 부산대학교 전자공학과 부교수.
컴퓨터 및 정보 통신 연구소 연구원.

金吉重(正會員) 第30卷 B編 第9號 參照.

현재 동서공과대학교 전자공학과 조교수.