

# 선박의 방사소음원 분류를 위한 Tonal 신호 자동인식 기법연구

이필호\*, 윤종락\*\*, 박규철\*\*, 임기현\*\*

\*국방과학연구소 제2체계개발본부, \*\*부경대학교 전자컴퓨터정보통신공학부

## A Tonal signal automatic recognition for noise sources classification of the ship radiated noise

Lee, Phil-Ho\*, Yoon, Jong-Rak\*\*, Park, Kyu-Chil\*\*, Lim, Ki-Hyun\*\*

\*Agency for Defense Development

\*\*Pukyong National University, Div. of Electronic, Computer and Telecommunication Eng.

\*phlee285@add.re.kr, \*\*jryoon@pknu.ac.kr, \*\*kcpark@pknu.ac.kr, \*\*khlim@mail1.pknu.ac.kr

### 요약

선박의 수중방사소음은 다양한 기계류나 추진기 혹은 선체와 유체간의 상호 작용으로 인하여 여러 형태의 특성신호로 나타나게 된다. 이는 선박의 운용조건, 장비 회전특성 및 내부구조에 따라 스펙트럼상에 상이한 주파수로 확인됨은 물론, 신호의 출현 형태에도 다양성을 보이고 있다. 일반적으로 선박소음은 속력 종속적인 추진계통 성분과 비종속적인 보기류 신호로 구분되나 다수의 신호성분이 혼재되어 발생기원을 분류하는 것은 복잡한 과정을 거쳐야 한다. 본 연구에서는 이러한 점을 해결하기 위해 선박의 Tonal성 신호를 자동으로 탐지하고 분류하기 위해 표준화된 스펙트로그램 상에서 연속되는 신호에 가중치를 주어 지속성 신호여부를 판별한 후에 정해진 임계치를 초과하는 성분을 Tonal로 선정하였다. 선정된 Tonal에 대해 주파수선의 대역특성 및 시간 변동성에 대한 패턴인식 방법을 적용하여 Tonal의 발생기원이 속력 종속/비종속적인지를 자동으로 판별하는 알고리즘의 유용성에 대한 결과를 기술하였다.

### 1. 서론

선박의 방사소음에는 해당 선박의 고유한 음향특성을 포함하고 있어 수신한 음향 신호만으로 대상을 탐지/판별하는 수단으로 이용하고자 하는 노력과 더불어 노출과 및 피탐자를 최소화하기 위해 방사음향을 줄이기 위한 노력이 지속되어 왔다. 방사음향의 저감 대책은 정밀

하게 계속한 선박의 방사소음에 기초하여 소음원을 분류/식별하는 과정이 선행되어야 한다. 대부분 소음원의 분류과정은 선박내부에 장착된 장비의 소음/진동에 대한 사전정보와 경험을 바탕으로 이루어졌다. 이는 활용분야가 제한적인면도 있지만, 자동화하거나 지능화하는데 있어 식별자가 되는 특징요소(feature vector)나 Training set의 구성과 관련된 접근 편의성 때문이 아닌가 한다. 단지, 음향신호의 탐지/식별과 관련해서는 1990년대 이후 신경회로망을 적용하여 표적에서 발생하는 미세 음향신호를 효과적으로 인지할 목적으로는 일부 활용되어 왔다.

선박은 추진시스템이나 회전/왕복 운동특성을 갖는 여러 기계류로 구성된 복합적인 음원체이기도 하다. 이들이 동시에 작동할 경우에는 다양한 성분의 신호가 복합적으로 나타날 뿐만 아니라 그들이 생성한 조화성분들로 인해 실제 스펙트럼 분석결과에는 매우 복잡한 형태로 확인된다(그림 1). 이처럼 여러 장비가 동시 작동될 경우 Tonal 성분이 어느 장비에서 발생하였는지를 분류하는 일반적인 방법은 장비 하나하나의 신호 특성을 사전에 파악하여 비교함으로써 가능하다. 그러나 개별적으로 측정이 불가능한 추진계통부 성분, 음원체의 부하변동이나 장비 자체의 안정성과 관련하여 시간에 따라 특성이 변한 성분 혹은, 공진현상이나 2개의 신호가 합성/변조될 경우에는 정확한 소음원 식별을 어렵게 한다. 그림 1의 선 스펙트럼은 CPA점을 통과할 당시 8초간 평

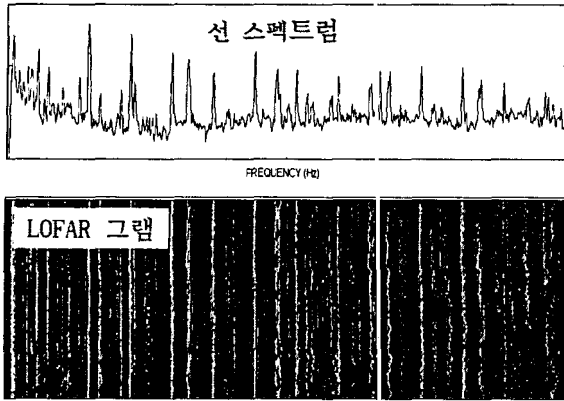


그림 1. 선박 방사소음의 선 스펙트럼과 LOFAR 그림 예

균한 방사소음 신호이며, LOFAR 그림은 약 5분간에 걸쳐 측정된 신호를 규준화하여 시간에 따라 연속 표기한 것이다. 그림에서 보는 바와 같이 선박 방사소음의 스펙트럼에는 많은 수의 Tonal 성분들이 나타나고 있다. 이들이 실제 중요하게 다루어야 할 Tonal인지 여부에 대한 판단과 어느 음원체에서 비롯되었는지에 분류가 필요하다.

본 연구에서는 그림에 예시된 것과 같은 Tonal 성분의 발생요소를 지능적으로 식별하는데 목적을 두고, 먼저 지속성을 갖는 Tonal의 자동추출과 Tonal의 성질에 기초한 생성요소를 추정하여 소음원 분류의 가능성을 검증하고자 하였다. 연구의 접근 방법으로 1) 방사소음에 대해 스펙트럼 및 LOFAR 그림 분석, 2) 규준화된 그림으로부터 연속되는 Tonal의 강화기법 적용, 3) 의미 있는 Tonal 선정을 위한 임계치 설정 및 초과성분 선택, 4) 패턴 인식방법을 적용하여 Tonal의 안정성 여부 판단, 5) 신호성분의 발생기원 추정을 위해 속력 종속여부 판단 등의 단계를 적용하였다. 특히, 본 연구에서는 미약한 신호를 강화시키는 것보다는 문제가 될 만한 Tonal을 찾아내는데 주 목적이 있는 만큼 적정 수준의 크기를 갖는 신호성분을 추출하는 것이 의미가 있다. 아울러, 신경회로망의 패턴 인식방법을 적용한 것은 시간에 따라 변동성을 갖는 성분과 불변의 성분을 효율적으로 분류하고자 가능성 있는 82가지 경우에 대해 패턴을 설정하고 신경회로망에 사전학습을 통하여 검증하였다. 이는 선박의 방사소음 신호는 크게 속력 종속성분과 비종속 성분으로 구별되며, 그림상에서 주파수선이 안정하나 불안정 하나로 나타나기 때문이다. 즉, 신호의 안정성 여부 판단을 통하여 신호성분의 기원이 추진계통인지 혹은 보기

류인지를 분류하는데 본 연구의 주안점을 두고 있다.

## 2. Tonal 신호 자동추출

### 2.1 Tonal 성분 강화기법

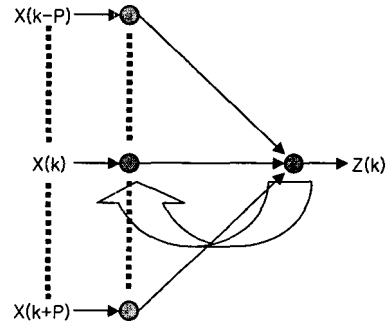


그림 2. 토널 성분 강화를 위한 신경 회로망

그림 2는 수중방사소음의 토널 성분 강화를 위한 신경회로망으로써 각 입력뉴런들에 임의의 연결강도를 가한 재귀성 신경회로망을 구성하였다.

입력층 뉴런은 임의의 주파수  $k$ 를 중심으로 좌우에  $P$  포인트만큼 같은 길이를 취한다. 중심주파수  $k$ 에서는 연결강도를 1, 그 외는  $-1/(2 * P)$ 의 연결강도를 곱한다. 중심주파수  $k$ 와 연결되어 있는 입력층 뉴런들 간의 합은 식 (1)과 같이 구할 수 있다.

$$Y_i(k) = \sum_{i=-P}^P W(i) X_i(i) \quad (1)$$

여기서  $W$ 는 각 뉴런들의 연결 강도(weighting)이다. 여기에 앞단에서의 출력에 대한 역전달 값을 더하면 중간 출력은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$Y_i(k) = \sum_{i=-P}^P W(i) X_i(i) + aZ_{i-1}(k) \quad (2)$$

$Z_{i-1}$ 는 앞단에서 피드백 되어진 출력 값이며,  $a$ 는 피드백 전달 계수이다. 최종적인 출력 값은 다음 식으로 주어진다.

$$Z_i(k) = \begin{cases} 1 & ; Y_i(k) \geq 1 \\ Y_i(k) & ; 0 < Y_i(k) < 1 \\ 0 & ; Y_i(k) \leq 0 \end{cases} \quad (3)$$

여기서 출력층의 출력값  $Z_i(k)$ 은 식(3)과 같이 판별하여 그 활성화 여부를 결정할 수 있다. 출력층에 인가되는 입력값이 1보다 클 경우 활성화값은 1이 되며 0과 1사이의 값을 가질 때에는 피드백 전달계수  $a$ 에 의해 결정된 값이

입력층에 피드백 되어진다. 그림 3은 출력값에 따른 전달함수의 형태를 나타내고 있다.

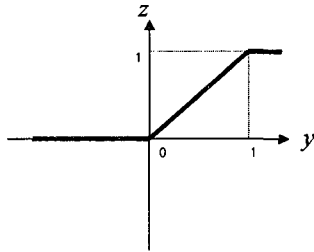


그림 3. 출력값의 전달 함수 그래프.

### 3. 패턴인식 방법에 의한 Tonal 안정성 판단

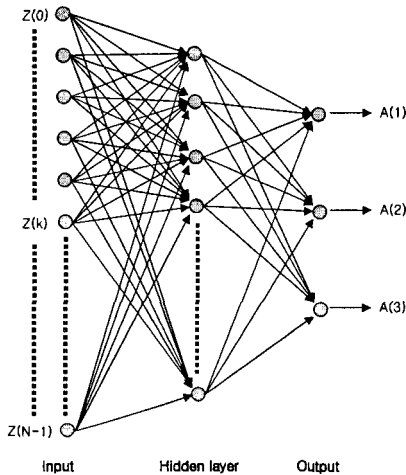
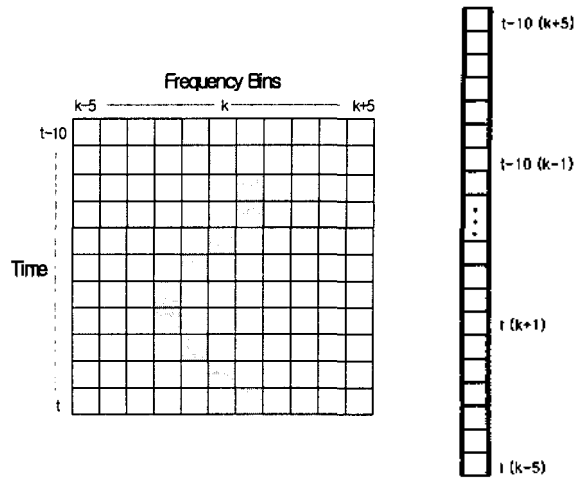


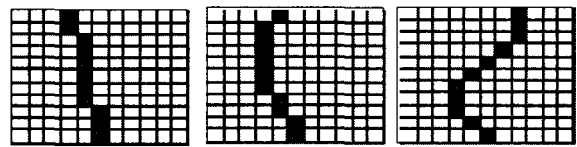
그림 4. 주파수선 탐지 신경 회로망

그림 4는 주파수선 탐지 신경 회로망이다. 이 회로망은 입력층과 출력층 사이에 은닉층이 존재하는 계층구조로써 다층 퍼셉트론의 구조를 이룬다. 이 구조는 출력층에서 입력층으로의 직접적인 연결은 존재하지 않는 전방향 네트워크이다. 패턴 인식 기법을 이용하여, 입력층과 중간층을 연결하는 뉴런들의 연결강도를 학습을 통해 구하며, 학습이 되어진 네트워크에 식(3)의 결과를 입력시켜 결과값을 얻는다. 최종적으로 출력되는 기대값은 주파수선 변동 있음, 주파수선 변동 없음, 주파수선 없음으로 분류하여 각각 A(1), A(2), A(3)로 출력 뉴런을 3개 두었다. 그림 5는 주파수선 탐지 신경 회로망에 입력할 입력패턴으로 각각 11개의 주파수빈과 프레임으로 정하여 입력층의 뉴런수는 121(=11×11)개, 은닉층의 수는 15개로 구성하였다. 그림 6은 임의로 구성된 82개의 네트워크 학습을 위한 학습 패턴 중 일부를 나타낸 것이다.

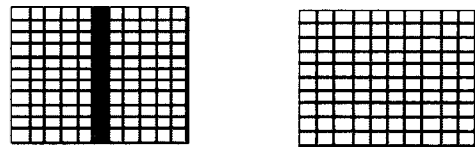


(a) 입력 패턴 (b) 입력 형식

그림 5. 주파수선 탐지 신경회로망의 입력 패턴의 예



(a) 주파수선 변동 있음



(b) 주파수선 변동 없음 (c) 주파수선 없음

그림 6. 주파수선 탐지 신경회로망의 학습 패턴의 예

각 층의 합은 은닉층 뉴런들에 대한 입력합 식(4)와 출력층 뉴런들에 대한 입력합 식(5)와 같이 구한다.

$$NET_i = \sum_{k=0}^{N-1} A_k V_{ki} + \alpha_i \quad (4)$$

$$NET_j = \sum_{i=1}^P B_i W_{ij} + \beta_j \quad (5)$$

여기서  $V_{ij}$ 는 입력층과 은닉층의 연결세기,  $W_{ij}$ 는 은닉층과 출력층의 연결세기이며  $\alpha_i$ 는 은닉층 뉴런들의 문턱값, 그리고  $\beta_j$ 는 출력층 뉴런들의 문턱값이다.  $A_k$ 는 최초 입력값이며  $B_i$ 는 은닉층을 거쳐 출력층에 입력되는 입력값이다. 식(4)과 (5)에서 구하여진 각 층의 입력합은 기대값과의 오차를 계산하여 각 층간의 연결강도를 가변하는데 오차값이 0에 가까울 때까지 연산을 반복수행한다.

#### 4. 수치 시뮬레이션 및 결과

그림 7은 LOFAR 그림 분석의 결과를 표준화시킨 다음 연속되는 Tonal의 강화기법인 식(3)을 적용시켜 얻은 특정 주파수선의 토널 추출 결과를 나타낸 것이다. LOFAR 그림의 출력 보다 더 뚜렷하고 직선으로 이어져 강조된 주파수 성분을 볼 수가 있다.

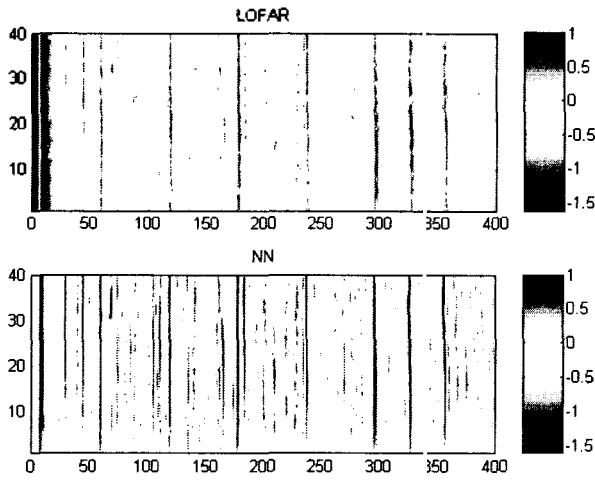


그림 7. Tonal 신호 강화기법의 결과

입력 패턴	출력 결과 A(1) A(2) A(3)	판단
		주파수선 변동 있음
		주파수선 변동 있음
		주파수선 변동 있음
		주파수선 변동 없음
		주파수선 없음

그림 8. Tonal 신호의 안정성 판단 수치 시뮬레이션 결과

패턴인식 방법에 의한 Tonal 안정성 판단의 시뮬레이션 예로 그림 6의 학습 패턴에 백색 가우시안 잡음을 20% 정도 부가시킨 신호를 입력으로 하였으며, 그림 8과 같은 출력 결과를 얻었다. 출력 결과로부터 주파수선의 안정성의 여부를 제대로 추정하고 있음을 알 수 있다.

#### 5. 결론

본 논문에서는 여러 형태의 특정신호로 나타내어지는 선박 수중방사소음의 발생기원을 효율적으로 분류하기 위해서 신경망을 사용한 토널 추출 및 주파수선 추정 알고리즘을 제안하였으며, 실제 수중에서 측정된 선박소음을 적용한 시뮬레이션을 통해 제안된 알고리즘이 매우 효과적임을 보였다. 이 실험을 통해서, 선박의 신호가 주변잡음과 비슷한 세기를 가지는 약한 신호 및 시간에 따라 비선형적으로 변하는 주파수 선일 경우에도 제안된 알고리즘을 사용하여 선박의 주파수 성분만을 추출할 수 있음이 확인되었다.

또한, 패턴인식 방법을 이용한 모의 수치 시뮬레이션에서도 토널의 안정성을 판단할 수 있었다. 앞으로의 과제로는 토널의 안정성을 판단하는 것을 실제 측정된 신호로 확대, 적용시키는 것이다.

#### 참고문헌

1. Thmos L. Hemminger, Yoh-Han Pao, "Detection and Classification of Underwater Acoustic Transients Using Neural Networks" IEEE, Vol 5, No. 5, September 1994.
2. 김대수, 신경망 이론과 응용, 하이테크정보, 2001.
3. Chu-Kei Yu, Huang-Chia Huang, "Application of Neural-Network for Real-time Underwater Signal Classification", IEEE, 1994.
4. Howard Demuth and Mark Beale "Neural Network Toolbox", the Math Works Inc.1994.