

## 확률 신경망에 의한 해저 저질의 식별

이대재\*

부경대학교 해양생산시스템관리학부

# Classifying Seafloor Sediments Using a Probabilistic Neural Network

Dae-Jae Lee\*

Division of Marine Production System Management, Pukyong National University, Busan 48513, Korea

To classify seafloor sediments using a probabilistic neural network (PNN), the frequency-dependent characteristics of broadband acoustic scattering, which make it possible to qualitatively categorize seabed type, were collected from three different geographical areas in Korea. The echo data samples from three types of seafloor sediment were measured using a chirp sonar system operating over a frequency range of 20-220 kHz. The spectrum amplitudes for frequency responses of 35-75 kHz were fed into the PNN as input feature parameters. The PNN algorithm could successfully identify three seabed types: mud, mud/shell and concrete sediments. The percentage probabilities of the three seabed types being correctly classified were 86% for mud, 66% for mud/shell and 72% for concrete sediment.

Key words: Chirp sonar, Broadband acoustic echoes, Frequency spectrum, Probabilistic neural network, Seafloor sediment classification

## 서론

해저 저질의 식별은 해양자원의 탐사, 어업생물의 생산, 어촌 시설의 배치 및 관리 등과 같은 여러 산업 분야에서 고려해야 할 매우 중요한 정보 중의 하나이다. 특히, chirp 소너 시스템을 사용하여 넓은 주파수 대역에 걸쳐 수록한 echo 신호를 분석하여 해저의 저질을 판별하는 문제는 패턴 인식의 범주에 속한다. 최근 어떤 특징적인 샘플 표본의 패턴을 정량적으로 인식하기 위해 가장 널리 활용되고 있는 기술에는 인공신경망 기법이 있다(Simmons et al., 1996; Saad et al., 2007; Latha et al., 2009; Kuruvilla and Gunavathi, 2014; Lee, 2016). Specht (1990)는 얼굴 인식, 암의 판별, 어종의 식별, 심장 박동의 진단 등에 널리 사용되고 있는 역전파 신경망(back-propagation neural network)의 단점들을 극복하기 위한 방안으로 확률신경망(probabilistic neural network, PNN)을 제안한 바 있다. 확률신경망은 식별되어야 할 시험적인 표본(sample)의 특정 값에 대한 통계적인 분포특성을 확률밀도함수(probability density function, PDF)로 추론하는 장점을 갖고 있기 때문에 패턴인식이나 주행 차량을 식별하는 분야 등에서 널리 활용되고 있다(Rutkowski, 2004; Selekwia et al., 2005). 본 연구에서 구축한 확률신경망의 입력층에 인가되는 표본 샘플은 3개의 해저 저질로부터 수

록한 광대역 echo 신호의 주파수 스펙트럼 데이터 셋(set)이다. 이들 스펙트럼 데이터 셋은 chirp 소너 시스템으로부터 수록한 광대역 echo 신호로부터 얻어졌다. 실제의 chirp 소너 시스템의 주파수 대역은 20-220 kHz의 범위이지만(Lee, 2018), 본 연구에서는 이들 주파수 대역 중에서 35-75 kHz 대역에 대한 chirp echo 신호만을 대상으로 분석을 수행하였다. 이와 같은 주파수 대역의 선택은 주파수가 낮을수록 해상에서 선체의 동요에 따른 각종 잡음의 혼입을 저감시켜 신호대 잡음비(signal to noise ratio, SNR)를 개선할 수 있기 때문이었다.

본 연구에서는 이와 같은 점에 주목하여 부산 북항과 남해안 도장포 연안해역의 해저 저질과 대형 콘크리트 음향구조로부터 수록한 chirp echo 신호의 주파수 스펙트럼을 추출한 후, 이들 스펙트럼 데이터를 확률신경망에 입력하여 펄(mud), 펄과 조개 껍질 혼합층(mud/shell), 콘크리트 저질층에 대한 음향학적 식별을 수행하였다.

## 재료 및 방법

### 해저 echo 신호의 수록 및 해석 시스템 구성

본 연구에서는 Lee (2018)가 실험적으로 설계, 개발한 chirp

<https://doi.org/10.5657/KFAS.2018.0321>



This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Korean J Fish Aquat Sci 51(3) 321-327, June 2018

Received 2 May 2018; Revised 16 May 2018; Accepted 16 May 2018

\*Corresponding author: Tel: +82. 51. 629. 5889 Fax: +82. 51. 629. 5885

E-mail address: daejael@pknu.ac.kr

데이터 수록 및 처리 시스템(이하 chirp 소너 시스템이라 함.)을 사용하여 부산 북항(2015년 6월 23일)과 남해안 도장포 연안해역(2015년 6월 26일) 및 대형 콘크리트 음향수조(5×6×5 m, 2015년 7월 23일)에서 각각 수행되었다. 해저 echo 신호의 수록 및 해석에 사용한 실험 장치는 chirp 소너 시스템(Lee, 2018), 노트북 PC (Dell, Inspiron, USA), 3개의 chirp 음향 변환기(B265LH, Airmar, USA), 디지털 스토리지 오실로스코프(DSO model DS-1530, EZ, Korea), 전치증폭기(VP-2000, Teledyne Reson, Denmark), USB 외장형 하드 디스크(P3, 1TB, Samsung, Korea) 등으로 구성하였다. 부산 북항과 남해안 도장포 연안해역에서는 부경대학교 실습선 가야호(G/T 1,737톤)의 선상에서 chirp 음향 변환기를 해면하 약 1.5 m 수심에 설치한 후, 수행하였다. 현장실험 당시 부산 북항의 수심은 10.5 m, 남해안 도장포 연안해역의 수심은 약 33.0 m이었고, 기상은 약 1.0 m의 파도가 있는 상태에서 실험을 수행하였다. 실험은 먼저 chirp 소너 시스템에 접속된 3개의 chirp 송·수파기(B265LH) 중에서 1 개를 사용하여 펄스 폭 1.0 ms, 주파수 대역폭 20-220 kHz의 chirp 펄스신호를 해중으로 송출하였다. 한편, 다른 2개(B265LH)의 음향 변환기는 저주파 채널(35-75 kHz)의 chirp echo 신호만을 수신하는데 사용하였다. 이 때, 각 채널을 통해 수신되는 저주파 대역의 echo 신호는 전치증폭기, TVG 증폭기, 대역필터 등을 거쳐 A/D (analog to digital) 변환기에서 500 kHz의 샘플링 주파수로서 양자화한 후, 하드 디스크에 수록하였다. 현장실험 중에는 선체 동요에 따른 SNR의 추정 및 주위잡음 등을 제거하기 위해 TVG 증폭기를 선형 모드로 전환한 후, 2개의 저주파 수신 채널에 대한 이득은 서로 달리하여 echo 신호를 수록하였다. 또한, 이들 현장 및 대형음향수조에서의 실험은 모두 동일한 조건하에서 수행하였고, chirp

소너 시스템의 교정은 직경 40 mm의 텅스텐 교정구[tungsten carbide sphere with 6% cobalt binder (WC)]를 사용하여 수행하였다. 한편, chirp 소너 시스템에 의한 해저 echo 신호의 수록, 처리 및 해석 소프트웨어의 레이아웃은 Fig. 2와 같다. Fig. 2는 2015년 6월 26일에 남해안 도장포 연안해역에 모박중인 부경대학교 실습선 가야호에서 해저 echo 신호를 수록한 결과의 일례이다. Fig. 2에서 해저 echo 신호의 분석 대상은 2개의 저주파 채널에 대한 시간응답특성과 각 채널에 대한 주파수 스펙트럼, 또한, 이들 2개의 채널에 대한 echo 응답신호의 위상차 등이다. 여기서, chirp 소너 시스템에서 송출되는 펄스신호의 펄스반복 주기는 0.5 ms, 1개의 파일당 ping 데이터의 수록 개수는 255 개, 또한, 탐지수심은 약 45 m (60 ms), 측정 주파수 스펙트럼의 폭은 0-250 kHz로 설정하였다.

본 연구에서는 Fig. 2의 수심 33.0 m (44 ms)에 출현하는 해저 echo 신호만을 측정대상으로 하였다. 따라서, 42-52 ms의 시간 구간에 대한 echo 신호만을 샘플링하여 주파수 분석을 실시간으로 수행한 후, 255개의 ping 데이터를 1개의 데이터 셋으로 묶어 각각의 파일에 수록하였다. 확률신경망에 의한 해저 저질의 분석은 이렇게 수록된 echo 신호의 시간과 주파수 응답특성을 이용하여 수행하였다.

#### 확률신경망에 의한 해저 저질의 식별

확률신경망은 어떤 미지의 데이터 샘플이 어떤 클래스 영역(class category)에 속하는가를 판별하는 식별기(classifier)이다. 이를 위해 확률신경망은 먼저 2개 이상으로 구성된 훈련패턴(training pattern)의 학습 알고리즘을 이용하여 미지의 데이터 샘플과 각 클래스 영역에 속한 데이터 샘플들과의 평균 확률밀도함수를 계산한다. 그 후, 각 class에 대하여 계산된 평균

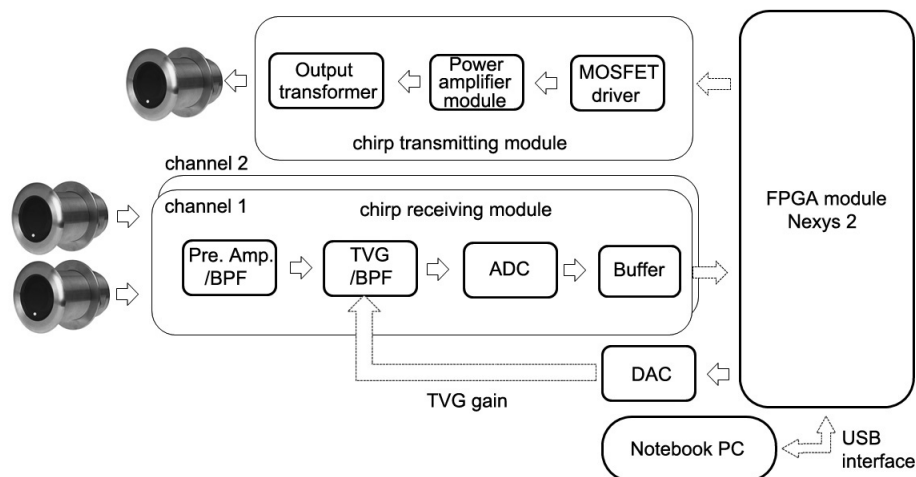


Fig. 1. Schematic diagram of the chirp data acquisition and processing system for measuring the broadband acoustic echoes from two different seabed sediments (mud, mud/shell) and the concrete sediment of water tank (Lee, 2018). MOSFET, metal oxide semiconductor field effect transistor; BPF, bandpass filter; ADC, analog-to-digital converter; DAC, digital-to-analog converter.

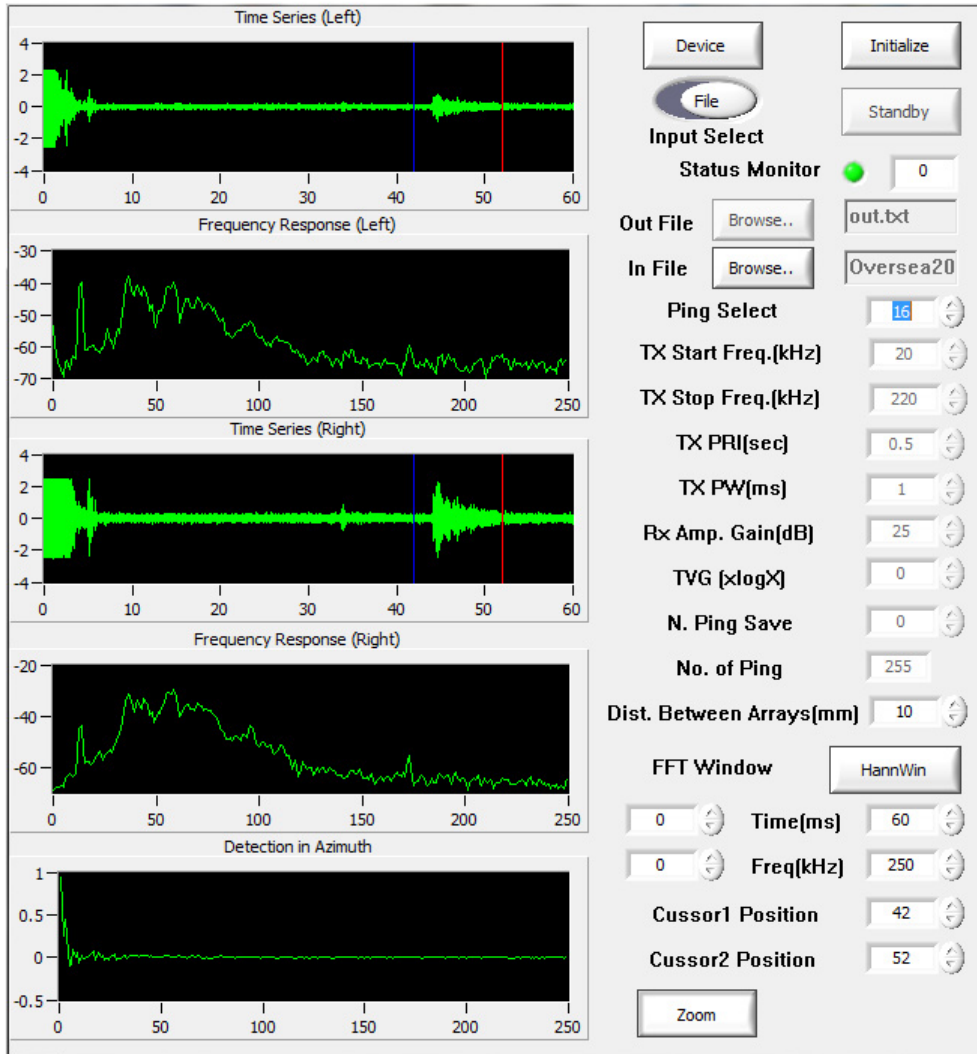


Fig. 2. Frequency-dependent characteristics of acoustic scattering signals acquired at a mud/shell sediment site (Dojangpo bay) of the southern waters, Korea, using the chirp data acquisition and processing system.

PDF 값이 가장 큰 클래스를 추출함으로써, 미지의 데이터 샘플이 속하는 클래스를 식별하여 출력하는 기법이다. 이 때, 미지의 입력 데이터 샘플  $x$ 가  $i$  class 영역  $c_i$ 에 속할 평균 PDF, 즉,  $P(c_i | x)$ 는 (1)식에 의해 구할 수 있다(Parzen, 1962; Specht, 1990; Selekwa et al., 2005).

$$P(c_i | x) = \frac{1}{((2\pi)^{N/2}) \sigma N n_i} \sum_{j=1}^{n_i} \frac{(x-x_j^i)^T (x-x_j^i)}{2\sigma^2} \quad (1)$$

여기서,  $n_i$ 는  $i$  class 영역  $c_i$ 에 속한 훈련 데이터 샘플의 수,  $x$ 는 식별되어야 할 미지의 입력 데이터 샘플 벡터로서,  $x$ 는  $x=[x_1, x_2, x_3, x_4, \dots, x_N]^T$ 이다. 또한,  $x_j^i$ 는  $i$  class 영역  $c_i$ 에 속해 있는  $j$  번째 샘플 데이터,  $\sigma$ 는 평활화 함수(smoothing parameter),  $N$

는 훈련 데이터 샘플의 차원이다.

한편, 본 연구에서 (1)식을 바탕으로 해저의 저질을 식별하기 위해 구축한 확률신경망의 구조는 Fig. 3과 같다. Fig. 3에서 확률신경망은 입력층, 패턴층, 학습층 및 출력층 등의 4개의 계층으로 구성된 회로망이다. 먼저, 부산 북항의 펄 저질층, 도장포 연안해역의 펄/조개껍질 저질층 및 대형음향수조의 콘크리트 저질층으로부터 각각 수록된 chirp echo 신호의 스펙트럼 데이터 샘플은 식별되어야 할 특징 벡터( $x$ )로서 데이터 베이스화되었고, 이 벡터들은 입력층으로 전송되었다. 이 특징 벡터가 입력층을 통해 Fig. 3에 나타난 패턴층(학습층)의 3개 클래스( $c_i, i=1, 2, 3$ )에 속해 있는 각 뉴런(neuron), 즉, 각 클래스에 속한 각 학습 데이터에 전달되면, 이들 학습 데이터와 미지의 입력 데이터를 이용하여 Gaussian 분포에 대한 다변량 추정치(확률밀도

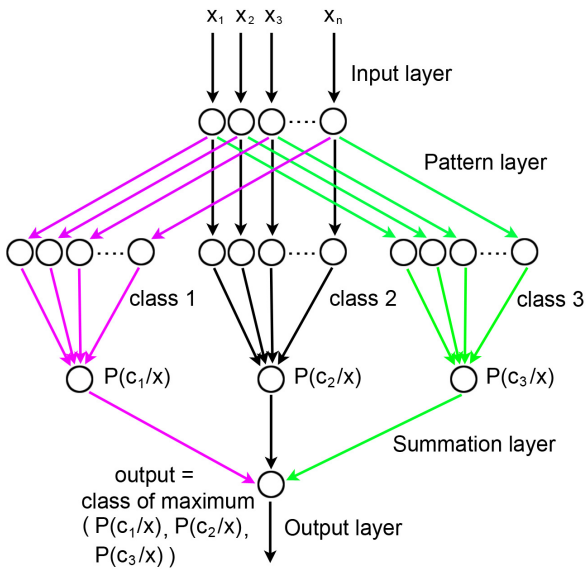


Fig. 3. Architecture of probabilistic neural network used in this study.

함수)를 계산하여 합산층으로 전송한다. 합산층에서는 (1)식에 따라 각 클래스의 모든 뉴런에 대한 평균확률밀도의 계산을 통해 미지의 입력 샘플 데이터가 각 클래스에 속할 확률  $P(c_i | x)$ 를 계산한다. 출력층에서는 이들 확률 값들을 전송 받아 그 중에서 가장 높은 확률을 나타내는 클래스를 미지의 입력 데이터가 속하는 클래스로서 판정하여 출력하도록 하였다.

**결과 및 고찰**

**해저 echo 신호의 시간 응답 특성**

부산 북항의 관공선 부두(35°07.18'N, 129°03.17'E)에 접한 계류중인 부경대학 실습선 가야호에서, 또한, 남해안 도장포 연안해역(34°46.04'N, 128°41.09'E)에서 피항, 모박중인 동 실습선에서, 그리고 부경대학교의 대형 콘크리트 음향수조에서 각각 chirp 소너 시스템을 사용하여 수록한 echo 신호의 시간 응답신호의 일례는 Fig. 4와 같다. 이들 해역에 대한 해저 저질은 전자해도(PM3D, Marine Electronics Corp., Korea)로부터 확인하였는데, 부산 북항은 펄이었고, 남해안 도장포 연안해역은 펄/조개껍질 혼합층이었으며, 수조의 바닥면은 콘크리트 재질이었다. Fig. 4에 나타난 echo 응답특성은 모두 해저 수심이 35 m 이하의 천해 해역에서 측정하였기 때문에 SNR을 개선할 목적으로 전지증폭기의 출력신호를 A/D 변환한 후에 교정구(직경 40 mm, WC)의 응답신호를 이용하여 확산감쇠와 흡수감쇠를 보정하여 나타난 결과이다. 먼저 Fig. 4의 (a)에 나타난 펄(mud)에 대한 echo 신호의 시간응답특성을 살펴볼 때, echo 응답은 12.86 ms에서부터 출현하기 시작하여 16.03 ms에서 가장

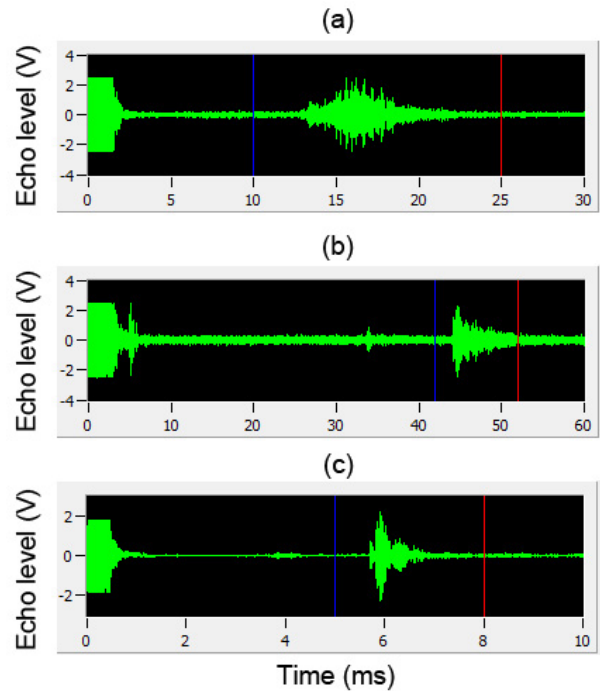


Fig. 4. Comparison of the time response characteristics of broadband echo signals recorded from three different sediment types of muddy seabed (a), mud/shell seabed (b) and concrete sediment (c).

높은 응답진폭을 나타낸 후, 다시 19.04 ms까지 완만하게 감소하였는데, 그 echo 신호의 포락선(envelope) 패턴은 가우시안(Gaussian) 파형과 유사한 형상을 나타내었다. 그 후, 다시 echo 진폭이 현저히 감소하여 22.5 ms까지 이어지는 echo tail이 연속적으로 출현하고 있음을 관찰할 수 있었다. 이와 같은 응답특성은 chirp 펄스신호가 펄을 침투해 갈 때에 나타나는 전형적인 음향산란특성이지만, 본 연구에서 주목하고 있는 것은 이와 같은 chirp echo 신호의 시간응답특성에 포함되어 있는 주파수 신호성분, 즉, 주파수 스펙트럼의 진폭변동특성이다. 특히, 해저의 저질이 서로 다르면 chirp 펄스신호가 이들 저질을 투과할 때, 주파수에 의존적인 음향산란특성 때문에 스펙트럼 진폭이 불규칙하게 변동한다. 따라서, 본 연구에서는 이들 진폭패턴의 변화를 분리, 검출하면 해저의 저질을 식별해 낼 수 있는 점에 주목하였다. Fig. 4의 (b)에 나타난 펄/조개껍질이 혼합된 저질층에 대한 echo 신호의 시간응답특성에서는 Fig. 4의 (a)에 나타난 펄에 대한 경우와 매우 다른 시간 echo 응답특성을 나타내었다. 즉, 43.93 ms에서부터 출현하기 시작하여 46.20 ms에서 가장 높은 응답진폭을 나타낸 후, 다시 52.05 ms까지 완만하게 감소하였는데, 그 echo 신호의 포락선은 지수 함수적인 패턴과 유사한 형상을 나타내었다. 즉, 펄에 조개 껍질이 많이 포함된 저질특성 때문에 echo 응답의 초반부(leading edge)에 대한 짧은 시간 동안에는 echo 진폭이 Fig. 4의 (a)에 나타난 펄 자체에

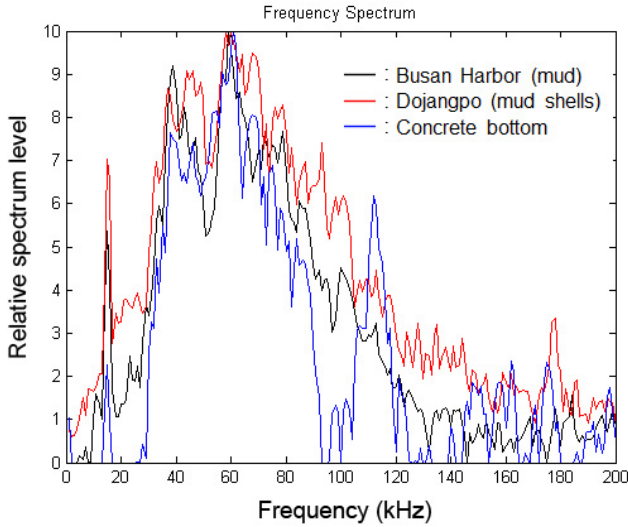


Fig. 5. Comparison of the frequency response characteristics of broadband echo signals recorded from three different sediment types of muddy seabed (black), mud/shell seabed (red) and concrete sediment (blue).

대한 경우보다 급상승하는 패턴을 나타내었다. 그 후, echo 응답의 후반부(tailing edge)에서는 펄에 비해 echo 진폭이 급격하게 감소하는 패턴을 나타내었다.

한편, Fig. 4의 (c)에 나타난 해저 암반에 유사한 콘크리트 저질에 대한 echo 신호의 시간응답특성은 Fig. 4의 (a)에 나타난 펄 저질층이나 Fig. 4의 (b)에 나타난 펄/조개껍질 저질층의 경우와는 다른 시간 echo 응답특성을 나타내었다. 즉, echo 진폭이 5.71 ms에서부터 5.91 ms까지 급격하게 증가하여 피크 (peak) 진폭을 나타낸 후, 다시 6.16 ms까지 급격하게 감소하였고, 그 이후에는 이들과 유사한 패턴이 6.86 ms까지 반복되어 나타났다. 이와 같은 패턴은 저질이 자갈이나 암반 등으로 된 평탄한 해저에서 주로 나타내는데, 이 경우, 송신펄스신호가 해저 저질층을 충분히 투과하지 못하기 때문에 echogram의 기록 폭이 매우 얇게 나타났다.

해저 echo 신호의 주파수 응답 특성

본 연구에서 조사 대상으로 한 펄, 펄/조개껍질 및 콘크리트 저질층을 대상으로수룩한 해저 echo 신호의 시간응답특성으로부터 구한 주파수 스펙트럼의 진폭특성을 서로 비교, 분석한 결과의 일례는 Fig. 5와 같다.

Fig. 5에서 흑색, 적색 및 청색의 응답특성은 각각 펄, 펄/조개껍질 및 콘크리트 저질층에 대한 echo 신호의 스펙트럼 진폭특성을 나타낸 결과이고, 종축은 상대스펙트럼 레벨, 횡축은 주파수(kHz)이다. 실험에 사용한 chirp 소너 시스템은 20-220 kHz의 주파수 대역에 대한 chirp 펄스 신호를 송출하지만, 여기서는 이들 대역 중에서 음향 변환기(B265LH)의 저주파 대역만을 대

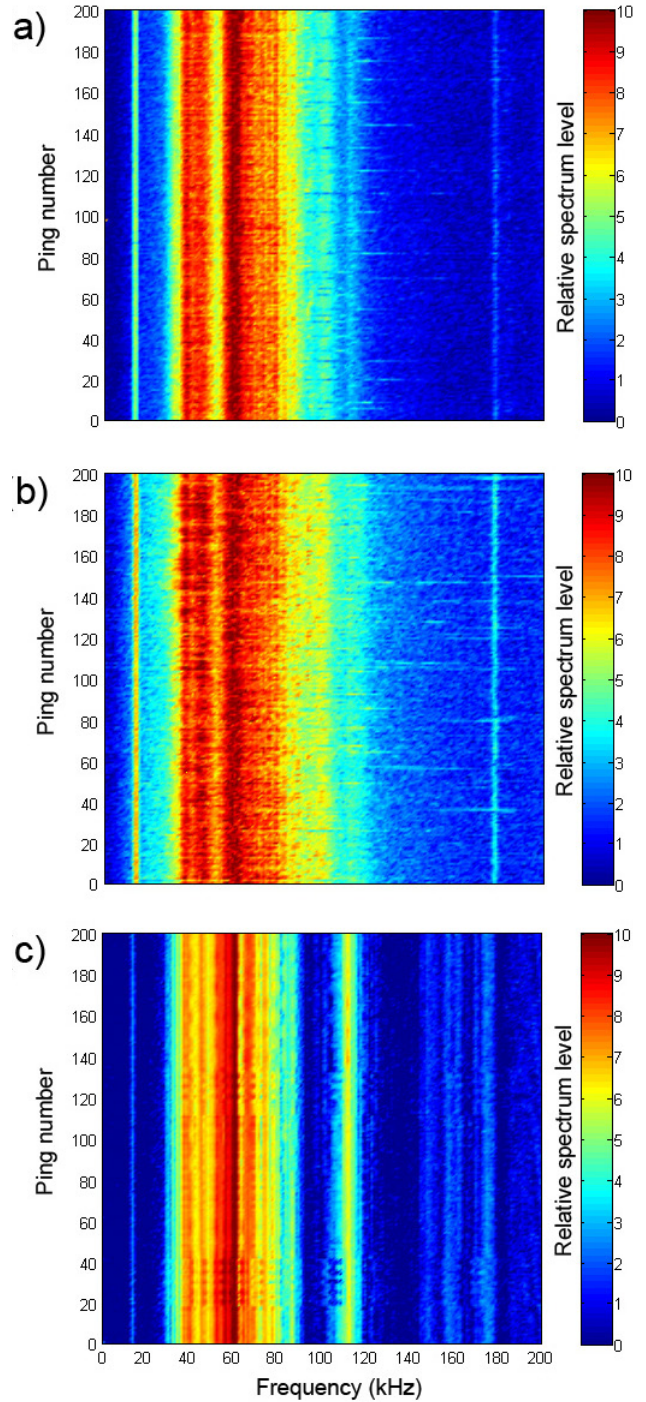


Fig. 6. Frequency spectrum images for 200 broadband echo signals recorded continuously from three different sediment types of muddy seabed (a), mud and shell seabed (b) and concrete sediment (c).

상으로 저질 echo 신호를 수록하였다. 즉, Fig. 5는 35-75 kHz의 주파수 대역을 대상으로 해저의 저질 변화에 따른 주파수의 존적인 echo 변동특성을 조사한 결과이다. Fig. 5에 나타난 주

파수 응답특성을 살펴볼 때, 이들 패턴에는 3개의 음향학적 산란특징, 즉, 40 kHz 부근에 나타나는 peak mode 패턴과 50 kHz 부근에 나타나는 null mode 패턴, 또한 60 kHz 부근에 가장 우세하게 나타나는 peak mode 패턴 사이에 서로 다른 주파수 응답특성이 관찰되었다. 본 연구에서는 이와 같은 주파수 응답특성의 변동성에 주목하여 3개의 저질을 대상으로 35-75 kHz의 주파수 구간에 대한 스펙트럼 진폭성분을 정량화하여 표본 데이터 셋, 즉, 데이터 베이스를 작성하였다. 그 후, 이렇게 작성된 각 저질에 대한 데이터 셋을 Fig. 3에 나타난 확률신경망의 입력층에 전송함으로써 해저식별을 위한 확률신경망 시스템을 완성하였다. 특히, Fig. 5에서 평탄한 콘크리트 저질층을 기준으로 펄, 또한 펄/조개껍질 저질층에 대한 주파수 응답특성을 비교, 분석해 볼 때, 콘크리트 저질층의 경우, 40 kHz, 50 kHz 부근에서는 뚜렷한 특징적인 변화 없이 주로 60 kHz의 주파수를 중심으로 매우 예리하고 강한 주파수 응답이 출현하였다. 이에 반해 펄의 경우에는 약 40 kHz 부근과 50 kHz 부근에서 돌발적으로 강한 peak와 null 응답이 각각 출현한 후, 60 kHz 부근에서는 콘크리트의 경우와 같이 매우 예리하고 강한 주파수 응답이 나타났다. 한편, 펄/조개껍질 저질층의 경우에는 펄에서 관찰할 수 있었던 것보다 매우 넓은 주파수 peak 응답이 연속적으로 출현하였고, 또한, null 응답도 펄의 경우보다 매우 높은 레벨로 나타났다. 이로부터 펄에 조개껍질이 혼합되어 있는 저질층과 펄만으로 구성된 저질층 사이에는 echo 신호의 주파수 응답특성에 큰 차이가 있음을 알 수 있었다.

부산 북항과 남해안 도장포 연안해역, 또한 대형 콘크리트 음향수조에서 chirp 소너 시스템을 사용하여 펄, 펄/조개껍질 및 콘크리트의 저질층으로부터 연속적으로 수록한 200회의 송신 펄스에 대한 echo 신호의 주파수 스펙트럼 이미지 패턴을 비교한 결과는 Fig. 6과 같다. Fig. 6에서 종축은 송신펄스의 ping number, 횡축은 주파수(kHz)로서, 주파수 응답은 0-200 kHz의 주파수 대역에 대해서만 나타내었다. Fig. 6에서 (a)는 부산 북항의 펄 저질층으로부터 수록한 스펙트럼 이미지이고, (b)는 남해안 도장포 연안해역의 펄/조개껍질 저질층으로부터 수록한 스펙트럼 이미지이다. 또한, (c)는 음향수조의 콘크리트 바닥층으로부터 수록한 스펙트럼 이미지이다. 이들 3개의 펄, 펄/조개껍질, 콘크리트 저질층에 대한 스펙트럼 이미지 패턴을 비교해 볼 때, 가장 특징적인 식별요소는 echo 신호의 주파수 응답이 강하게 집중되는 주파수 영역의 스펙트럼 패턴과 소멸되는 null 영역의 스펙트럼 패턴이 저질에 따라 서로 다르게 나타나는 점이다.

특히, 펄의 저질층에 있어서는 40 kHz와 60 kHz 부근에서 뚜렷하게 식별되는 2개의 특징적인 스펙트럼 성분이 출현하였고, 또한 50 kHz 부근에서는 스펙트럼 레벨이 급격하게 감소하는 null 영역이 존재하였다. 반면, 펄/조개껍질 저질층에서는 매우 우세한 주파수 스펙트럼 성분이 38-48 kHz의 구간과 58-72 kHz의 구간에서 매우 폭 넓게 출현하였고, 50 kHz 부근에 나타

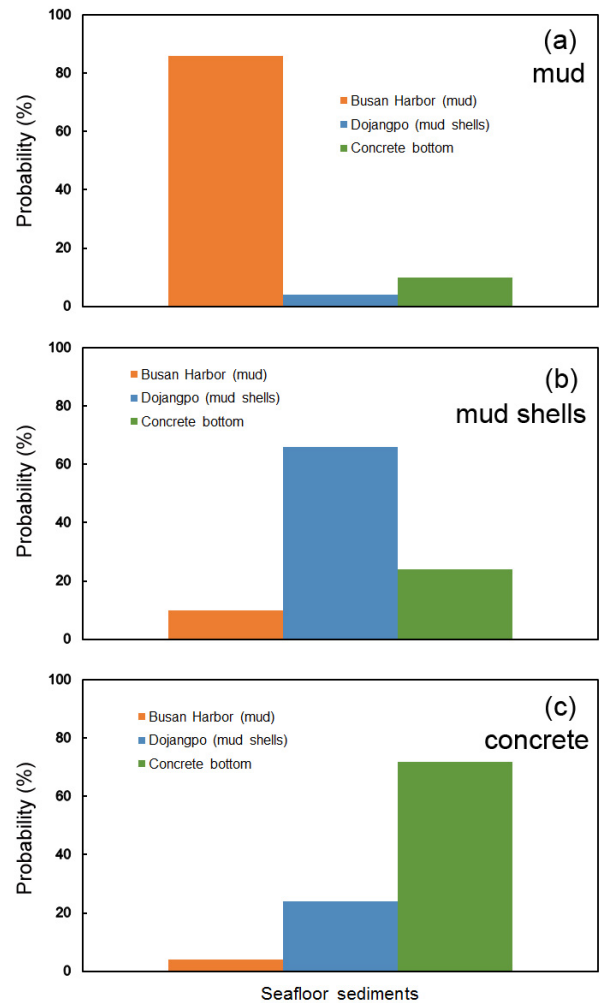


Fig. 7. Bar plots showing the percentage probability of classification for three different sediment types of muddy seabed (a), mud/shell seabed (b) and concrete sediment (c). The orange, sky blue and green colors in the bar plots indicate muddy seabed, mud/shell seabed and concrete sediment, respectively.

나는 null 영역의 스펙트럼 성분은 매우 둔화되는 경향을 나타내었다. 또한, 콘크리트 저질층에 대한 주파수 스펙트럼 성분은 Fig. 6의 (c)에서 관찰할 수 있는 바와 같이 주로 60 kHz의 대역 중심으로 매우 예리하고 집중적으로 출현하였다. 본 연구에서는 이들 3개의 저질에 대한 음향 echo 신호의 35-75 kHz 주파수 구간에 대한 스펙트럼 이미지를 정규화하여 확률신경망에 전송함으로써 저질을 분리, 식별하였다. 이를 위해 먼저 Fig. 6의 각 해저 저질에 대한 주파수 스펙트럼 이미지 중에서 전반부의 150개의 스펙트럼 이미지 데이터를 각 해저 저질에 대한 Fig. 3의 class 1 (펄), class 2 (펄/조개껍질), class 3 (콘크리트)의 학습 데이터로 할당하였다. 그 후, Fig. 6의 나머지 후반부 50개의 주파수 스펙트럼 이미지는 식별되어야 할 미지의 표본 데이터

셋으로 설정하여 확률신경망의 입력층에 전송함으로써 해저의 식별 알고리즘을 성공적으로 구현하였다.

### 확률신경망에 의한 해저 저질의 식별

본 연구에서는 Fig. 6에 나타난 미지의 스펙트럼 데이터 셋이 Fig. 3에 나타난 확률신경망의 패턴층(pattern layer)을 거쳐 3개 클래스의 각 학습 데이터에 전달되면, 이들 학습 데이터와 미지의 입력 표본 데이터 셋으로부터 Gaussian 확률밀도함수를 추출하였다, 또한, Fig. 3의 합산층(summation layer)으로부터 출력되는 PDF 값을 이용하여 미지의 입력 표본 데이터가 3개의 각 저질층에 속할 확률, 즉, Fig. 3의  $P(c_i|x)$  값을 추출하였는데, 그 결과는 Fig. 7과 같다. 본 연구에서는 Fig. 3의 출력층으로부터 얻어진 Fig. 7의 확률 값을 얻은 후, 이들 확률 값 중에서 가장 높은 확률을 나타내는 저질 패턴(클래스)을 미지의 입력 데이터 표본에 해당하는 저질 패턴으로서 판정하였다. Fig. 7에서 중축은 식별 퍼센트 확률(percentage probability)로서, 주황색, 청색, 녹색의 bar plot은 각각 펄, 펄/조개껍질 및 콘크리트 저질층에 대한 퍼센트 확률을 나타낸 결과이다.

먼저 Fig. 7의 (a)는 부산 북항의 펄 저질층에 대한 식별 결과를 나타낸 것으로서, 펄, 펄/조개껍질, 콘크리트의 3개의 저질층으로부터 펄의 저질층을 식별해 낼 수 있는 확률은 86%이었다. 여기서, 펄 저질층을 펄/조개껍질과 콘크리트 저질층으로 잘못 식별할 확률은 각각 4%와 10%이었다. 또한, Fig. 7의 (b)는 남해안 도장포 연안해역의 펄/조개껍질 저질층에 대한 식별 결과를 나타낸 것으로서, 펄, 펄/조개껍질, 콘크리트의 3개의 저질층으로부터 펄/조개껍질 저질층을 식별해 낼 수 있는 확률은 66%이었다. 여기서, 펄/조개껍질을 펄과 콘크리트 저질층으로서 잘못 식별할 확률은 각각 10%와 24%이었다. 한편, Fig. 7의 (c)는 콘크리트 저질층에 대한 식별결과를 나타낸 것으로서, 펄, 펄/조개껍질, 콘크리트의 3개의 저질층으로부터 콘크리트의 저질층을 식별해 낼 수 있는 확률은 72%이었다. 여기서, 콘크리트를 펄과 펄/조개껍질 저질층으로서 잘못 식별할 확률은 각각 4%와 24%이었다. 이들의 결과를 종합해 볼 때, 본 연구에서 구축한 확률신경망에 의한 펄, 펄/조개껍질, 콘크리트의 3개의 저질층을 각각 분리, 판별해 낼 수 있는 평균 식별율은 74.7%이었다. 이들 각 해저 저질층에 대하여 얻어진 평균 식별율에 대해서는 아직 충분한 데이터 베이스가 구축되어 있지 않아 정량적인 신뢰도 평가가 어렵다. 그러나, 본 연구에서 제안한 음향학적 식별기법은 해저 저질을 판별하는데 필요한 해저 고유의 특징적인 정보를 제공하고 있기 때문에 향후 지속적인 연구를 통해 신뢰도를 평가하기 위한 판별기준을 설정할 예정이다. 일반적으로 해저 저질의 식별과 관련된 각종의 정보는 해양생물분야는 물론 해양지질자원, 어초 구조물의 시설과 관리, 연안어장의 정화사업, 해저 케이블의 부설과 관리, 해저준설, 양식시설의 설치 및 관리 등 각종 해양산업활동과 밀접한 연관성을 갖고 있다. 이 때문에 본 연구에서 제안한 음향산란 데이터 정보를 기반

으로 한 해저식별기법은 향후 이들 해양산업분야에서 해저 저질에 관한 정보를 획득 및 식별하는데 있어 크게 이바지 할 것으로 판단된다.

## 사 사

이 논문은 부경대학교 자율창의학술연구비(2017년)에 의하여 연구되었음.

## References

- Kuruvilla J and Gunavathi K. 2014. Lung cancer classification using neural networks for CT images. *Comput Methods Programs Biomed* 113, 202-209. <https://doi.org/10.1016/j.cmpb.2013.10.011>.
- Latha P, Ganesan L and Annadurai S. 2009. Face recognition using neural networks. *Sign Pro Inter J* 3, 153-160.
- Lee DJ. 2016. Acoustic identification of six fish species using an artificial neural network. *Korean J Fish Aquat Sci* 49, 224-233. <http://dx.doi.org/10.5657/KFAS.2016.0224>.
- Lee DJ. 2018. Performance characteristics of chirp data acquisition and processing system for time-frequency analysis of broadband acoustic scattering signals from fish schools. *Korean J Fish Aquat Sci* 51, 178-186. <http://dx.doi.org/10.5657/KFAS.2018.0178>.
- Parzen E. 1962. On estimation of a probability density function and mode. *Ann Math Statist* 33, 1065-1076.
- Rutkowski L. 2004. Adaptive probabilistic Neural Networks for Pattern classification in time varying environment. *IEEE Trans. Neural Networks* 15, 811-827. <http://dx.doi.org/10.1109/TNN.2004.828757>.
- Saad MHM, Nor MJM, Bustami FRA and Ngadiran R. 2007. Classification of heart abnormalities using artificial neural network. *J Appl Sci* 7, 820-825.
- Selekwa MF, Kwigizile V and Mussa RN. 2005. Setting up a probabilistic neural network for classification of highway vehicles. *Int J Comput Intell App* 5, 411-423. <http://dx.doi.org/10.1142/S1469026805001702>.
- Simmons EJ, Armstong F and Copland PJ. 1996. Species identification using wideband backscattering with neural network and discriminant analysis. *ICES J Mar Sci* 53, 189-195.
- Specht DF. 1990. Probabilistic neural networks. *Neural Networks* 3, 109-118.