

논문 2017-54-1-13

주파수에 따른 감쇠계수 변화량을 이용한 해저 퇴적물 특징 추출 알고리즘

(Seabed Sediment Feature Extraction Algorithm using Attenuation
Coefficient Variation According to Frequency)

이 기 배*, 김 주 호***, 이 중 현**, 배 진 호**, 이 재 일****, 조 정 홍****

(Kibae Lee, Juho Kim, Chong Hyun Lee[©], Jinho Bae, Jaeil Lee, and Jung Hong Cho)

요 약

본 논문에서는 해저 퇴적물 분류를 위한 특징 추출 기법을 제안하고 검증한다. 기존 연구에서는 주파수의 영향이 없는 반사 계수를 이용하여 퇴적물을 분류해 왔다. 그러나 해저 퇴적물의 음향 감쇠계수는 주파수의 함수이며 퇴적 성분에 따라 서로 다른 특성을 나타낸다. 따라서 주파수에 따른 감쇠계수 변화량을 이용하여 특징벡터를 생성하였다. 감쇠계수 변화량은 Chirp 신호에 의해 생성된 두 번째 층 반사신호를 이용하여 추정한다. Chirp 신호의 다중대역 특징이 다차원 벡터를 형성하기 때문에 기존의 방법에 비해 우수한 특성을 갖는다. 반사계수에 의한 분류 성능과 비교하기 위해 선형 판별 분석법 (LDA, Linear Discriminant Analysis)를 이용하여 차원을 축소하였다. Biot 모델을 이용하여 모의실험 환경을 구축하고 Fisher score와 MLD (Maximum Likelihood Decision)를 기반의 분류 정확도를 이용해 제안된 특징을 평가하였다. 그 결과, 제안된 특징은 반사계수에 비해 높은 변별력을 보이며, 측정 및 깊이 추정오차에도 강인한 특성을 보였다.

Abstract

In this paper, we propose novel feature extraction algorithm for classification of seabed sediment. In previous researches, acoustic reflection coefficient has been used to classify seabed sediments, which is constant in terms of frequency. However, attenuation of seabed sediment is a function of frequency and is highly influenced by sediment types in general. Hence, we developed a feature vector by using attenuation variation with respect to frequency. The attenuation variation is obtained by using reflected signal from the second sediment layer, which is generated by broadband chirp. The proposed feature vector has advantage in number of dimensions to classify the seabed sediment over the classical scalar feature (reflection coefficient). To compare the proposed feature with the classical scalar feature, dimension of proposed feature vector is reduced by using linear discriminant analysis (LDA). Synthesised acoustic amplitudes reflected by seabed sediments are generated by using Biot model and the performance of proposed feature is evaluated by using Fisher scoring and classification accuracy computed by maximum likelihood decision (MLD). As a result, the proposed feature shows higher discrimination performance and more robustness against measurement errors than that of classical feature.

Keywords : Feature extraction, Attenuation coefficient, seabed sediment classification, LDA

* 학생회원, ** 정회원, 제주대학교 해양시스템공학과
(Department of Ocean System Engineering, Jeju National University)

*** 정회원, 국방과학연구소 소나체계개발단(Sonar System PMO, Agency for Defense Development)

**** 정회원, (주)한화(Hanwha Co. Ltd, Gumi)

© Corresponding Author(E-mail : chonglee@jejunu.ac.kr)

※ 이 논문은 2016년 (주)한화의 지원으로 수행한 “다중 대역 소나를 이용한 물체 탐지 및 식별 기술 연구”의 결과임.

Received ; September 22, 2016 Revised ; October 24, 2016

Accepted ; December 6, 2016

I. 서 론

해저면은 각기 다른 물성을 가지는 퇴적물과 암반으로 구성되어 있다. 일반적으로 해저면의 퇴적물 분류는 코어 (core) 및 그랩 (grab)을 이용해 직접 퇴적물을 채취함으로써 이루어진다. 그러나 이러한 방법은 시간 및 공간적인 한계를 가지며, 일정 지점에서 취득된 시료 분석을 통해 전체 조사 지역 퇴적상을 해석해야하는 어려움을 가진다. 이와 같은 이유로 퇴적물의 물성에 따

른 음향특성을 이용한 해저 퇴적물 분류 연구가 진행되고 있다. 오늘날 퇴적물의 물성과 관계되는 음향특성 분석 연구와 함께 탐사장비의 개발과 탄성과 자료처리 기법들의 응용을 통한 정량적인 퇴적물 물성 추정 기법들이 제시되고 있다^[1~3]. 퇴적물 분류를 위한 특성으로 음향 반사계수가 주로 사용되며, 이는 높은 거리해상도를 가지는 Chirp 소나를 이용하여 측정된 반사신호로부터 계산된다^[1~3]. 그러나 음향 반사계수는 주파수에 따른 변화를 거의 갖지 않아 다중대역 신호를 기반으로 분류 성능 향상을 이루고자 할 때 어려움을 가진다^[4~5].

음향 반사계수 외 퇴적물 분류를 위한 지표로서 음향 감쇠계수가 사용될 수 있다. 음향 감쇠계수는 주파수에 따른 큰 변화를 가지며 퇴적 성분에 따라 다른 변화추이를 가진다^[4~5]. 즉, 감쇠계수를 기반으로 퇴적물을 분류하는데 있어 감쇠계수 뿐만 아니라 주파수에 따른 변화 추이를 함께 사용할 수 있다. 본 논문에서는 음향신호를 이용한 해저 퇴적물 분류 성능 향상을 위해 다중대역 Chirp 신호를 이용한 주파수에 따른 감쇠계수 변화량 추정 기법을 제안하고, 이로부터 퇴적물 분류를 위한 특징을 추출한다. 제안하는 알고리즘은 이층 구조의 퇴적층에서 다중대역 Chirp 신호의 두 번째 층에 대한 반사신호를 이용하여 이중대역 감쇠계수 차를 추정한다. 또한 이를 이용하여 주파수에 따른 감쇠계수 변화량을 계산하고 일정 차원에서 분류 성능 평가를 위해 선형 판별 분석법(LDA, Linear Discriminant Analysis)을 이용하여 1차원 부공간에 사영시킨다. 끝으로, 본 논문에서는 Biot 모델을 이용하여 모래(sand), 실트(silt), 점토(clay)로 구성된 모의실험 환경을 구축하고, Fisher score와 MLD(Maximum Likelihood Decision)를 이용하여 제안된 알고리즘을 평가한다.

II. 감쇠계수 변화량 기반 특징 추출 알고리즘

본 논문에서는 다중대역 Chirp 신호를 이용하여 감쇠계수 변화량을 추정하고 해저 퇴적물 분류를 위한 특징을 추출한다. 감쇠계수 변화량 추정을 위해 두 층으로 구성된 퇴적층에서 다중대역 신호에 대한 두 번째 층의 반사신호를 이용한다. 그림 1은 감쇠계수 변화량 추정을 위한 개념도를 보여준다.

그림 1에서 P_i 는 표층 퇴적물에 대한 입사신호, $P_{R,0}$ 는 반사신호를 나타내며, 반사계수 R 은 식 (1)과 같이 표현된다.

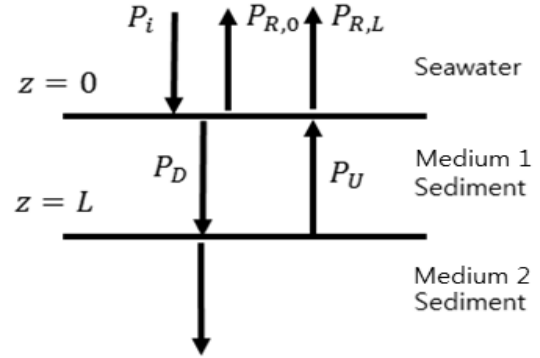


그림 1. 감쇠계수 변화량 추정 개념도

Fig. 1. Geometry for the discussion on estimating attenuation coefficient variation.

$$R = \frac{P_{R,0}}{P_i} \quad (1)$$

P_D 와 P_U 는 표층 퇴적물 내 전파되는 신호로 입사신호 P_i 로부터 해수와 표층 퇴적물의 경계 ($z=0$)에서의 투과신호, 표층 퇴적물과 두 번째 퇴적층의 경계 ($z=L$)에서의 반사신호이다. 즉, P_D 와 P_U 는 표층 퇴적물이 가지는 감쇠계수 $\alpha(f)$ 에 의해 깊이 z 에 따른 감쇠를 가진다. 깊이 z 에 대한 함수로써 P_D 와 P_U 는 식 (2)와 같이 표현된다^[5].

$$P_D(z) = P_D(0)e^{-\alpha(f)z} \quad (2)$$

$$P_U(z) = P_U(L)e^{-\alpha(f)(L-z)}$$

해수 내에서 전파되는 두 번째 층에 대한 반사신호 $P_{R,L}$ 은 식 (3)과 같이 표현될 수 있다^[5].

$$\begin{aligned} P_{R,L}(f) &= T_{0,L}(f)R_L(f)T_{L,0}(f)P_i e^{-2\alpha(f)L} \quad (3) \\ &= T_{0,L}(f)R_L(f)T_{L,0}(f)P_i 10^{-\frac{2\beta(f)L}{20}} \end{aligned}$$

여기서 표층 ($z=0$)에서 입사 방향 투과계수는 $T_{0,L}(f) = P_D(0)/P_i$, 입사 반대 방향 투과계수는 $T_{L,0}(f) = P_{R,L}(f)/P_U(0)$, 두 번째 층 ($z=L$)에 대한 반사계수는 $R_L(f) = P_U(L)/P_D(L)$ 로 정의한다. $\alpha(f)$ (Np/m)는 감쇠계수이며 $\beta(f)$ (dB/m)로 나타내기 위해 $e^{-2\alpha(f)L} = 10^{-2\beta(f)L/20}$ 의 관계식을 이용한다.

본 논문에서 이중 매질 간 경계면에서의 반사신호는 다중대역 Chirp 신호로부터 취득되므로, 수신된 신호는 f_n ($n=1, \dots, N$)을 중심주파수로 가지는 N 개의 부대역으로 나누어 처리할 수 있다.

이로부터 두 번째 층에 대한 반사신호는 $\mathbf{P}_{R,L}^M = [P_{R,L}(f_1), P_{R,L}(f_2), \dots, P_{R,L}(f_N)]$ 과 같이 정의한다. 여기서 근접한 주파수 대역 간 반사신호 $P_{R,L}(f_{n+1})$ 과 $P_{R,L}(f_n)$ 의 비 r 은 식 (4)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \mathbf{r} &= [r_1, r_2, \dots, r_{N-1}] \\ r_n &= P_{R,L}(f_{n+1})/P_{R,L}(f_n) \\ n &= 1, 2, \dots, N-1 \end{aligned} \quad (4)$$

여기서 r_n 은 식 (3)으로부터 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} r_n &= P_{R,L}(f_{n+1})/P_{R,L}(f_n) \\ &= \frac{T_{0,L}(f_{n+1})R_L(f_{n+1})T_{L,0}(f_{n+1})P_i 10^{-\frac{2\beta(f_{n+1})L}{20}}}{T_{0,L}(f_n)R_L(f_n)T_{L,0}(f_n)P_i 10^{-\frac{2\beta(f_n)L}{20}}} \\ &= c_{T0}c_{RL}c_{TL} 10^{-\frac{2\Delta\beta_n L}{20}} \end{aligned} \quad (5)$$

여기서,

$$\begin{aligned} c_{T0} &= \frac{T_{0,L}(f_n)}{T_{0,L}(f_{n-1})}, c_{RL} = \frac{R_L(f_n)}{R_L(f_{n-1})}, \\ c_{TL} &= \frac{T_{L,0}(f_n)}{T_{L,0}(f_{n-1})} \\ \Delta\beta_n &= \beta(f_{n+1}) - \beta(f_n) \end{aligned}$$

식 (5)에서 c_{T0} , c_{RL} , c_{TL} 은 각각 이중대역 투과 및 반사율의 비를 나타내며, 이중 매질 간 경계에서 음향 신호의 투과 및 반사계수는 주파수에 따른 차이가 거의 없으므로 c_{T0} , c_{RL} , c_{TL} 은 1에 근접하게 계산된다 ($c_{T0} \approx c_{RL} \approx c_{TL} \approx 1$)^[5]. 또한 $\Delta\beta_n$ 은 주파수 대역 f_{n+1} 과 f_n 의 감쇠계수 $\beta(f_{n+1})$, $\beta(f_n)$ 간 차를 의미한다. 식 (5)에서 $\Delta\beta_n$ 을 좌항으로 이동 후 전개하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \Delta\beta_n &= -\frac{20}{2L} \log_{10} \left\{ \frac{r_n}{c_{T0}c_{RL}c_{TL}} \right\} \\ &= -\frac{10}{L} \log_{10} \{r_n\} + c \end{aligned} \quad (6)$$

여기서,

$$c = \frac{10}{L} \log_{10} \{c_{T0}c_{RL}c_{TL}\} \approx 0$$

다중대역 신호로부터 계산되는 감쇠계수 차를 $\Delta\beta = [\Delta\beta_1, \Delta\beta_2, \dots, \Delta\beta_{N-1}]$ 로 정의하고, 이를 기반으로 주파수에 따른 감쇠계수 변화량 \mathbf{V} 는 다음과 같이 계산된다.

$$\begin{aligned} \mathbf{V} &= \left[\frac{\Delta\beta_1}{f_{d,1}}, \frac{\Delta\beta_2}{f_{d,2}}, \dots, \frac{\Delta\beta_{N-1}}{f_{d,N-1}} \right] \\ &= [V_1, V_2, \dots, V_{N-1}] \end{aligned} \quad (7)$$

$$V_n = \frac{\Delta\beta_n}{f_{d,n}} = \frac{\beta(f_{n+1}) - \beta(f_n)}{f_{n+1} - f_n}$$

여기서,

$$f_{d,n} = f_{n+1} - f_n, \quad n = 1, 2, \dots, N-1$$

식 (7)에서 $f_{d,n}$ 은 주파수 대역 f_{n+1} 과 f_n 사이의 간격을 나타내며, $\Delta\beta_n$ 은 앞서 언급한 바와 같이 감쇠계수 $\beta(f_{n+1})$ 과 $\beta(f_n)$ 의 차를 의미한다. 즉, 다중대역 Chirp 신호로부터 $\Delta\beta_n$ 와 $f_{d,n}$ 의 비 V_n 을 계산함으로써 주파수에 따른 감쇠계수 변화량 \mathbf{V} 를 도출할 수 있다. 여기서 \mathbf{V} 는 다중대역 Chirp 신호의 대역 수 N 에 따라 $N-1$ 의 길이를 가진다.

본 논문에서는 다중대역 신호의 대역 수에 따른 평가 및 표층 반사계수 R 과 분류 성능 비교를 위해 변화량 \mathbf{V} 를 1차원 부공간에 사영시킨다. 여기서 비교를 위한 R 은 주파수에 따른 변화가 거의 없어 주로 1차원 특징으로 나타난다^[5]. 이때 차원 축소는 선형 판별 분석법을 이용하여 수행된다. 선형 판별 분석법은 대표적인 특징 벡터 차원 축소 기법 중 하나로 다변량 통계학과 패턴 인식에 주로 사용되는 기법이다^[6]. 이 차원 축소 기법은 클래스 간 분산과 클래스 내 분산의 비율을 최대화하는 방식을 이용하여 선형 부공간으로 차원을 축소한다. 식 (8)은 선형판별분석법에 의해 차원 축소된 특징 \mathbf{W} 를 나타내며^[6], 그림 2는 퇴적물 분류를 위한 특징 추출 과정을 보여준다.

$$\mathbf{W} = \arg \max \{ \mathbf{J} \}$$

$$\mathbf{J} = \frac{|\tilde{\mathbf{w}}^T \mathbf{S}_B \tilde{\mathbf{w}}|}{|\tilde{\mathbf{w}}^T \mathbf{S}_W \tilde{\mathbf{w}}|}$$

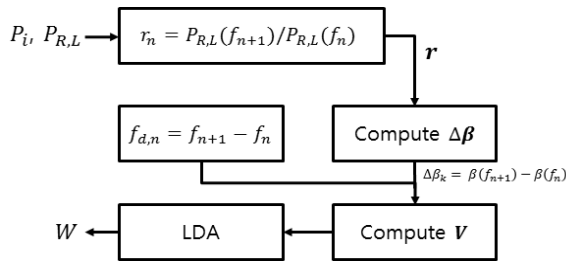


그림 2. 해저 퇴적물 분류를 위한 특징 추출 과정
Fig. 2. Feature extraction process for seabed sediment classification.

$$\mathbf{S}_B = \sum_{i=1}^C N_i (\boldsymbol{\mu}_i - \boldsymbol{\mu})(\boldsymbol{\mu}_i - \boldsymbol{\mu})^T \quad (8)$$

$$\mathbf{S}_W = \sum_{i=1}^C \sum_{\mathbf{y} \in \omega_i} (\mathbf{V} - \boldsymbol{\mu}_i)(\mathbf{V} - \boldsymbol{\mu}_i)^T$$

식 (8)에서 \mathbf{J} 는 클래스 내 분산을 척도로 평균 간의 차이를 정규화한 목적함수이며, ω_i 는 i 클래스, \mathbf{S}_B 와 \mathbf{S}_W 는 클래스 간 분산과 클래스 내 분산을 나타낸다. 또한 $\tilde{\mathbf{w}}$ 는 변환행렬, C 는 전체 클래스 수, N_i 는 i 클래스의 데이터 수, $\boldsymbol{\mu}$ 와 $\boldsymbol{\mu}_i$ 는 각각 평균과 i 클래스의 평균을 나타낸다. 여기서 차원 축소된 특징 \mathbf{W} 는 위 목적함수 \mathbf{J} 를 최대화 하는 최적화된 변환행렬이다^[6].

III. 모의실험 및 결과

1. Biot 모델 기반 모의환경 구축

본 논문에서는 추출된 특징을 평가하기 위해 Biot 모델을 이용하여 모의실험을 구축하였다. Biot 모델은 다공성 매질에 전파되는 음파 거동을 해석하기 위해 유도된 음파전달 모델이며, ‘해저 퇴적층은 반경이 큰 퇴적 입자 (frame), 세밀한 입자 (grain)와 물 (fluid)로 구성된다.’는 가정을 기반으로 적용된다^[5, 7~9]. 위 모델에는 공극률, 밀도 등의 입력 매개변수가 필요하며, 본 논문에서는 2004년 Schock에 의해 제시된 입력 매개변수를 사용하였다^[5]. 표 1은 모의실험 구축을 위해 사용된 Biot 모델의 입력 매개변수를 나타낸다. 여기서 \varnothing 는 퇴적 성분의 입자크기, τ_a 는 깊이에 따른 응력, ζ 는 푸아송비를 나타낸다.

Schock에 의해 제시된 입력 매개변수 기반의 Biot 모델을 이용해 구축된 모의실험 환경은 입자크기 0.5~9.5 \varnothing 의 퇴적 성분을 보유할 수 있다^[5]. 본 논문에서는 두 층으로 구성된 모의환경을 구축하였으며, 첫 번째

표 1. Biot 모델 입력 매개 변수^[5]
Table 1. Biot model parameter^[5].

Input parameter [Units]	Parameter value or relationship
Porosity n_p [Fractional]	0.25 ~ 0.8
Fluid density [Kg/m ³]	1023
Fluid bulk modulus K_f [Pa]	2.395×10^9
Grain density ρ_g [Kg/m ³]	2690
Grain bulk modulus K_r (Pa)	3.2×10^{10}
Absolute viscosity η [Kg/m-s]	0.001
Permeability k [m ²]	$k = \frac{d^2 n^3}{180(1-n)^2} \frac{1}{\sqrt{10}}$
Pore size a [m]	$a = \frac{d}{3} \frac{n}{(1-n)} \frac{1}{1.8}$
Tortuosity s	$s = \begin{cases} 1.35 & , \varnothing \leq 4 \\ -0.3 + 0.4125\varnothing & , 4 < \varnothing < 8 \\ 3.0 & , \varnothing \geq 8 \end{cases}$
Frame shear modulus μ_r [Pa]	$\mu_r = 1.835 \times 10^5 e^{-1.12} \sqrt{\tau_a(z)}$
shear log decrement δ_s	$\delta_s(z_s) = \delta_s(z_0) \sqrt{\frac{z_0}{z}}$
Frame bulk modulus K_{br} [Pa]	$K_{br} = \frac{2\mu_r(1+\zeta)}{3(1-2\zeta)}$
Bulk log decrement δ_f	$\delta_f(z_s) = \delta_f(z_0) \sqrt{\frac{z_0}{z}}$

퇴적층 두께를 5m로 설정하였다. 또한 두 번째 퇴적층은 입자크기 0.5 \varnothing 의 거친 모래로 고정하고 첫 번째 퇴적층을 입자크기 0.5~9.5 \varnothing 로 변화시켰다. 이때, 입자크기 0.5~4 \varnothing 는 모래, 4~8 \varnothing 는 실트, 8 \varnothing 이상은 점토로 분류할 수 있다. 각 해저성분의 입자 크기 범위 내에서 입자 크기는 가우시안 분포를 가지며, 이를 확률 변수로 삼아 1000개씩의 입자크기를 생성하였다. 그림 3은 각 해저성분 별로 생성한 3000개의 퇴적 성분의 입자크기 분포를 보여준다.

2. 특징 평가 방법

Biot 모델을 이용해 구축된 모의실험 환경 내에서 제안된 알고리즘을 이용해 특징을 추출하고 Fisher score

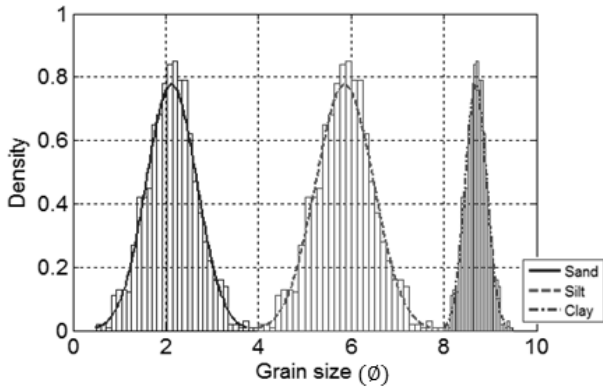


그림 3. 모의실험을 위한 퇴적 표층 성분 입자크기 분포
Fig. 3. Deposited surface components grain size distribution for simulation.

를 계산하여 특징의 변별력을 평가한다. Fisher score는 클래스 내 분산을 척도로 평균 간의 차이를 정규화하여 함수로 표현하고 이 목적함수를 최대화하는 방법이다^[6, 10-11]. 특징 W 는 주파수에 따른 감쇠계수 변화량 V 를 기반으로 한다. 그러므로 다중대역 Chirp 신호의 대역수에 따른 변이 추이 반영 정도의 차이로 인해 서로 다른 분류 성능을 가질 수 있다. 이러한 이유로 본 논문에서는 대역수에 따른 Fisher score를 계산하여 변별력을 평가하고 분류를 위한 대략적인 필요 대역수를 파악한다.

음향신호는 다양한 해양환경 모델에 따라 각기 다른 반응을 보여 여러 측정오차를 유발한다. 특징 W 는 반사신호에 대한 측정오차를 포함 할 수 있다. 또한, 제안하는 알고리즘은 퇴적층의 깊이에 대한 보상이 필요하며, 잘못된 깊이 보상은 추출되는 특징의 변별력을 감소시킬 수 있다. 이때 퇴적층의 깊이는 송·수신 신호의 시간차를 기반으로 추정될 수 있으며, 깊이 추정 오차를 가질 수 있다. 본 논문에서는 이러한 오차의 유·무에 따른 특징의 변별력을 평가한다.

반사신호에 대한 측정 오차는 $P_{R,L}$ 에 의해 계산되는 r_n 에 적용한다. 또한 비교를 위한 특징 R 은 $P_i, P_{R,0}$ 로부터 즉시 계산되므로, 계산된 값에 측정오차를 직접 적용한다. 식 (9)는 측정오차 Δr_n 이 포함된 반사신호의 비 r_n^E 를 나타낸다.

$$r_n^E = r_n + \Delta r_n, \quad (9)$$

$$r_n - \frac{r_n \epsilon}{2} \leq \Delta r_n \leq r_n + \frac{r_n \epsilon}{2}$$

여기서 측정 오차 Δr_n 은 오류율 ϵ 범위 내 정규분포를 가지도록 생성된다. 또한 위 Δr_n 과 같은 방법으로 깊이 추정오차를 적용한다. 식 (10)은 측정오차 ΔL 를 가지는 퇴적층 깊이 L^E 를 나타낸다.

$$L^E = L + \Delta L, \quad (10)$$

$$L - \frac{L\epsilon}{2} \leq \Delta L \leq L + \frac{L\epsilon}{2}$$

여기서 표층 퇴적물의 깊이 L 은 본 논문에서 구축된 모의환경에 의해 5m로 설정된다. ΔL 은 식 (9)의 Δr_n 과 같이 ϵ 범위 내 정규분포를 가지도록 생성된다.

끝으로, Δr_n 과 ΔL 에 따른 분류성능 평가를 위해 MLD를 기반으로 분류 오류확률을 계산한다. MLD는 통계학, 패턴인식에 주로 사용되며 최대우도비를 기반으로 오류를 최소화하는 가장 대표적인 분류 기법이다^[6, 11-12]. 각 해저 성분에 대한 클래스를 ω_i ($i=1,2,3$)라 하고, 가우시안 확률분포로 표현되는 클래스별 우도 (likelihood)와 사전확률 (a priori probability)을 각각 $p(x|\omega_i), P(\omega_i)$ 라 할 때, Bayesian 결정 규칙을 위한 x 축 위의 결정 범위 X_i 는 다음과 같이 정의된다.

$$X_i = \{x : \max P(\omega_i)p(x|\omega_i)\} \quad (11)$$

이에 따라 분류 오류확률 P_e 는 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$P_e = 1 - P\{\text{correct decision}\} = 1 - \sum_{i=1}^3 P(\omega_i) \int_{X_i} p(x|\omega_i) dx \quad (12)$$

MLD는 사전확률이 모두 같은 경우를 의미하므로 $P(\omega_i) = 1/3$ 로 둔다.

3. 모의실험 결과

본 논문에서는 위 2장에서 제안된 특징 추출 알고리즘을 구축하고 모의실험을 통해 검증하였다. 모의실험은 5~185kHz 내 10개 대역을 가지는 다중대역 신호를 이용하여 진행하였다. 그림 4는 각 퇴적 성분 별 계산된 대표적인 주파수 대역 f_n 에 따른 $\Delta\beta$ 를 나타낸다.

제안된 알고리즘을 통해 추출된 특징 W 와 퇴적 성분 식별을 위해 주로 사용되는 R 을 비교하여 제안된 특징을 평가하였다. 이때 R 은 동일 대역수에서 추출된 특징들의 비교 및 평가를 위해 평균을 취하였으며,

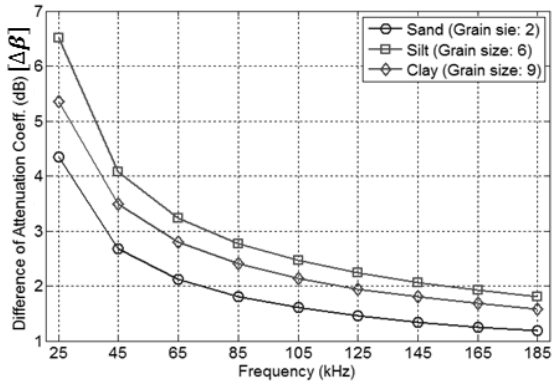


그림 4. 주파수 f_n 에 따른 감쇠계수 차
 Fig. 4. Difference of attenuation coefficient value according to frequency f_n .

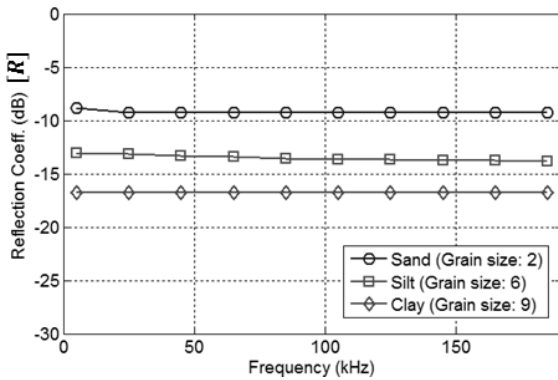


그림 5. 표층 성분에 대한 반사계수
 Fig. 5. Reflection coefficient R for surface components.

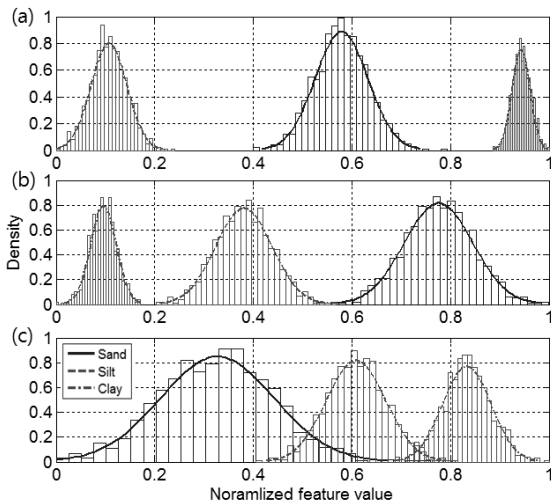


그림 6. 특징에 따른 정규분포 (오류율 0%). (a) 차원 축소된 감쇠계수 변화량 W , (b) 표층 반사계수 R , (c) 감쇠계수 차 평균 $\Delta\beta_m$
 Fig. 6. Normal distribution according to features (error rate 0%). (a) variation of attenuation coefficient reduced dimension W , (b) surface reflection coefficient R , (c) difference of attenuation coefficient $\Delta\beta_m$.

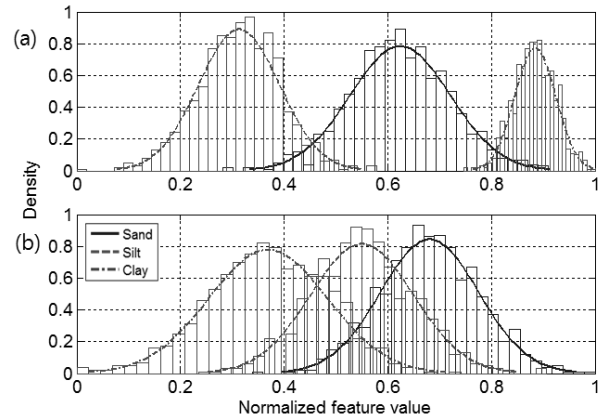


그림 7. 특징에 따른 정규분포 (오류율 25%). (a) 차원 축소된 감쇠계수 변화량 W , (b) 표층 반사계수 R
 Fig. 7. Normal distribution according to features (error rate 25%). (a) variation of attenuation coefficient reduced dimension W , (b) surface reflection coefficient R .

표 2. 특징 및 오류율에 따른 Fisher score
 Table2. Fisher score according to feature. & error rate.

Error / Feat.	W	R	$\mu_{\Delta\beta}$
0%	51.59	27.01	8.73
25%	14.91	1.416	0.53

식 (6)의 감쇠계수 차의 평균 $\mu_{\Delta\beta}$ 도 함께 비교하였다. 그림 5는 10개 대역의 신호로부터 추출된 표층 반사계수 R 을 보여준다. 그림 4에서 $\Delta\beta$ 는 주파수에 따른 변이를 가지며, 그림 5에서 R 은 주파수에 따른 변이가 거의 없음을 볼 수 있다. 즉, 감쇠계수 $\beta(f)$ 는 R 과 비교하여 주파수에 따른 큰 변이를 가짐을 알 수 있다.

본 논문에서는 식 (9)와 (10)의 ϵ 에 따른 특징의 변별력을 평가하였다. 그림 6은 식 (9)와 (10)에서 ϵ 이 0%일 때 정규화된 특징들의 분포를 보여주며, 그림 7은 25%일 때의 분포를 보여준다. 그림 7에서 오차는 Δr_n 과 ΔL 이 모두 반영되었으며, 거리보상이 필요하지 않은 R 은 Δr_n 만 반영되었다. 그림 6과 7의 특징들로부터 변별력에 대한 비교 및 평가를 위해 Fisher score를 계산하였다. 표 2는 특징 및 오류 유·무에 따른 Fisher score를 나타낸다. 계산된 Fisher score에서 제안된 특징 W 가 다른 특징들보다 높은 변별력을 가지고 있음을 확인할 수 있으며, 특히 ϵ 이 0%일 때 R 과 약 2배 차이를 가짐을 알 수 있다. 또한 $\mu_{\Delta\beta}$ 는 클래스 내 평균 간 거리 대비 높은 표준편차로 낮은 변별력을 가지고 있음을 볼 수 있다. 위 결과로부터 $\Delta\beta$ 를 기반으로

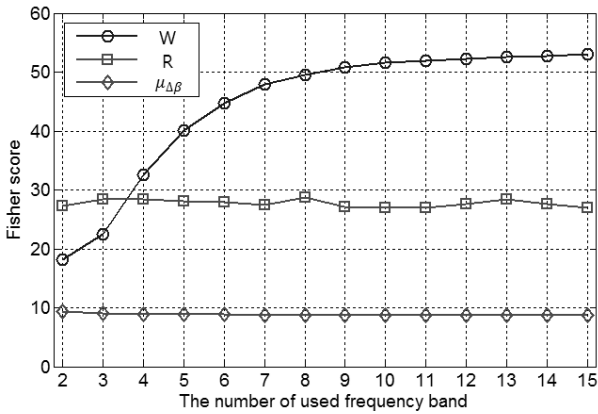


그림 8. 주파수 대역 수에 따른 Fisher score
Fig. 8. Fisher score according to the number of used frequency band.

V 를 계산함으로써 분류에 있어 더 우수한 변별력을 가짐을 알 수 있다. 끝으로, ϵ 이 25%일 때 R 은 변별력이 크게 감소하였으나, 제안된 특징 W 는 Δr_n , ΔL 의 오차가 모두 포함되었음에도 불구하고 R 과 비교하여 변별력이 적게 감소하여 오차에 강인한 특성을 갖는 것을 확인할 수 있다.

제한된 동일한 주파수 대역범위(5~185kHz) 내에서 일정 간격의 서로 다른 대역 수를 가지는 신호로부터 특징을 추출하고 Fisher score를 계산하였다. 그림 8은 대역 수에 따른 Fisher score를 나타낸다. 여기서 대역 수가 4개 이상일 때 특징 W 가 R 보다 높은 변별력을 가짐을 알 수 있다. 또한 대역 수가 증가함에 따라 주파수에 따른 감쇠계수의 변이 추세를 더욱 세세히 반영함으로써 변별력이 증가함과 함께 수렴해가는 것을 볼 수 있다.

본 논문에서는 위 결과를 토대로 수렴범위에 속하는 10개 대역의 다중대역 신호를 이용하여 Δr_n 와 ΔL 에 대한 특징의 성능 평가를 진행하였다. 그림 7과 같은 정규분포에서 식 (11)의 결정 범위 X_i 를 결정하였다. 이후 식 (12)와 같이 Δr_n 와 ΔL 에 대한 분류 오류확률 P_e 를 계산하였다. 그림 9는 특징에 따른 계산된 분류 오류확률 P_e 를 보여준다. 이때, P_e 는 ϵ 에 따라 계산되었다. 계산 결과, 제안된 특징 W 가 가장 낮은 오류확률을 갖는 것으로 나타났으며, 반사계수 R , 감쇠계수 차 $\mu_{\Delta\beta}$ 순으로 낮은 오류확률을 보였다. 여기서, W 는 ϵ 에 따라 R 보다 낮은 P_e 의 증가 추이를 보여 오차에 강인한 특성을 보였다. 또한 그림 4에서 주파수 f_n 에 따른 감쇠계수 차 $\Delta\beta$ 는 f_n 이 작을수록 퇴적 성

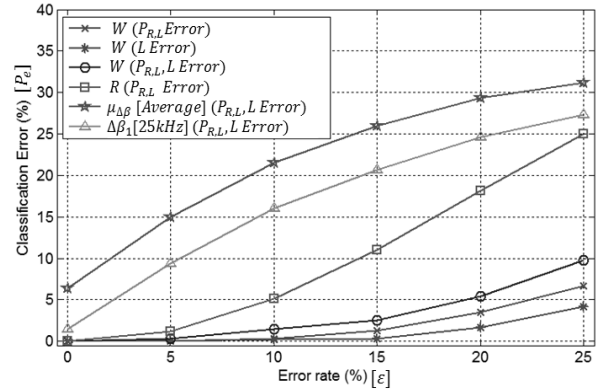


그림 9. 측정 및 깊이추정오차에 대한 특징에 따른 분류 오류확률
Fig. 9. Classification error probability according to features for measurement and depth estimation error.

표 3. 세밀 입자에 대한 특징 및 오류율에 따른 Fisher score
Table3. Fisher score according to feature. & error rate for detailed grain.

Error / Feat.	W	R
0%	32.12	17.42
25%	6.24	0.62

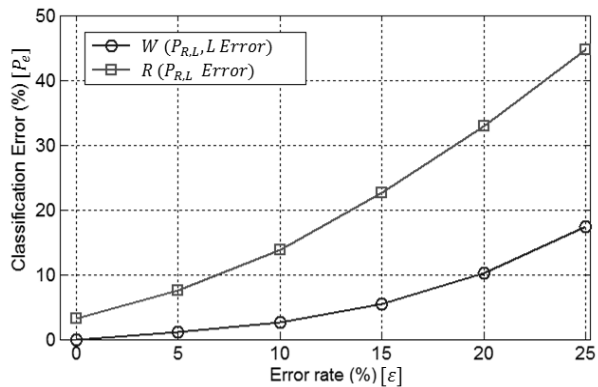


그림 10. 세밀한 분류에 대한 오차에 따른 오류확률
Fig. 10. Error probability according to error for detailed classification.

분에 따라 큰 차이를 보임을 알 수 있으며, 본 논문에서 사용하는 주파수 대역 내 가장 낮은 f_n (25kHz)에서의 감쇠계수 차 $\Delta\beta_1$ 이 $\mu_{\Delta\beta}$ 보다 우수한 분류성능을 보이지만 W 보다 낮은 분류 성능을 가지는 것을 확인할 수 있다.

본 논문에서는 추가적으로 더욱 세밀한 분류를 위한 특징의 평가를 위해 입자크기 1~2 ϕ 는 중간 모래 (Medium sand), 2~3 ϕ 는 고운 모래 (Fine sand), 3~4

\emptyset 는 매우 고운 모래 (Very fine sand)로 정의하고 앞선 방법과 같은 방법 3000개의 퇴적 입자크기를 생성한 후 변별력 및 분류성능을 평가하였다. 표 3은 특징들에 대한 오류 유·무에 따른 Fisher score를 보여준다. 계산된 Fisher score로부터 세밀한 퇴적 입자 성분 분류에도 제안된 특징 W 가 R 보다 우수한 변별력을 가지고 있음을 확인할 수 있다. 특히, ϵ 이 25%일 때 R 은 0.62의 Fisher score를 보임으로써 매우 낮은 변별력을 가짐을 알 수 있다. 그림 10은 식 (11), (12)에 의해 계산된 Δr_n 과 ΔL 에 대한 분류 오류확률 P_e 를 나타낸다. 여기서 제안된 특징 W 는 R 과 비교할 때 ϵ 이 증가함에 따라 낮은 P_e 의 증가 추이를 가짐으로써 오차에 강한 특성을 보였으며, 우수한 분류 성능을 가짐을 확인할 수 있다.

IV. 결 론

본 논문에서는 해저 퇴적물 분류를 위한 주파수에 따른 감쇠계수 변화량 기반 특징 추출 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘은 다중대역 Chirp 신호로부터 두 번째 층에 대한 반사신호를 이용하여 감쇠계수 차 $\Delta\beta$ 를 추출한다. 이후, 주파수에 따른 감쇠계수 변화량 V 를 계산하고 선형관편분석법을 이용하여 차원을 축소한다. 위 과정을 통해 계산된 특징 W 는 Biot 모델을 이용해 구축된 모의실험 환경 내에서 표층 반사계수 R , 감쇠계수 차의 평균 $\mu_{\Delta\beta}$ 와 비교했을 때, 51.59, 27.01, 8.73순으로 Fisher score를 가짐으로써 가장 우수한 변별력을 보였다. 또한 제한된 대역범위(5~185kHz)에서 대역 수가 4개 이상일 때부터 제안된 특징 W 가 반사계수 R 보다 높은 변별력을 가지며, 대역 수가 증가함에 따라 주파수에 따른 감쇠계수 변이 추세를 더욱 세세히 반영함으로써 변별력이 증가함과 함께 수렴해가는 것을 확인하였다. 끝으로, 측정오차 Δr_n 과 깊이 추정 오차 ΔL 에 따른 제안된 특징의 MLD 기반 분류 성능을 평가하였다. 그 결과, 제안된 특징 W 가 R 과 비교하여 우수한 분류 성능을 보였다. 또한 $\Delta\beta$ 로부터 V 를 추출함으로써 분류 성능이 크게 증가함을 확인하였다. 끝으로, 세밀한 입자의 퇴적물 분류에도 우수한 변별력과 분류성능을 보였으며, 오차에 강한 특성을 가짐을 확인하였다.

기존에 해저 퇴적물 분류를 위해 주로 사용되던 표층 반사계수와 달리, 제안된 특징은 주파수에 따른 감쇠계

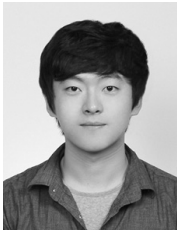
수의 변화량을 이용함으로써 다중대역의 이점을 최대화하였다. 또한 표층 반사계수와 비교하여 보다 우수한 변별력을 가짐으로써 향후 퇴적 표층 성분 분류를 위한 기법으로써 크게 기여할 수 있을 것이라 기대한다. 끝으로, 음향 신호는 다양한 해양환경에 대해 각기 다르게 반응하므로 다양한 해양환경 모델에 대한 제안된 특징의 평가가 진행되어야 할 것이며, 실제 실험을 통한 검증 및 보완이 향후 진행되어야 한다.

REFERENCES

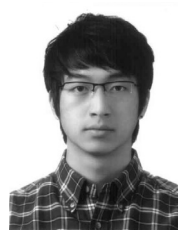
- [1] Chan, J. K., and Yang, S. J., "Geoacoustic Modeling for Analysis of Attenuation Characteristics using Chirp Acoustic Profiling data", *Geophysical exploration*, Vol. 2, No. 4, pp. 202-208, 1999.
- [2] Van Walree, P. A., Ainslie, M. A., and Simons, D. G., "Mean grain size mapping with single-beam echo sounders", *The Journal of the Acoustical Society of America*, Vol. 120, No. 5, pp. 255-256, 2006.
- [3] LeBlanc, L. R., Mayer, L., Rufino, M., Schock, S. G., and King, L., "Marine sediment classification using the chirp sonar", *The Journal of the Acoustical Society of America*, Vol. 91, No. 1, pp. 107-115, 1992.
- [4] Halmilton, E. L., "Compressional-Wave Attenuation in Marine Sediments", *Geophysics*, Vol. 37, pp. 602-646, 1972.
- [5] Schock, S. G., "A Method for Estimating the Physical and Acoustic Properties of the Sea Bed Using Chirp Sonar Data", *IEEE Journal of Ocean Engineering*, Vol. 29, No. 4, pp. 1200-1217, 2004.
- [6] Han, H. Y., *Introduction to Pattern Recognition*, Hanbit media, 2009.
- [7] Biot, M. A., "Theory of Propagation of Elastic Waves in a Fluid-Saturated Porous Solid. I. Low-Frequency Range", *Journal of The Acoustical Society of America*, Vol. 28, No. 2, pp. 168-178, 1956.
- [8] Biot, M. A., "Theory of Propagation of Elastic Waves in a Fluid-Saturated Porous Solid. II. High-Frequency Range", *Journal of The Acoustical Society of America*, Vol. 28, No. 2, pp. 179-191, 1956.
- [9] Williams, K. L., Jackson, D. R., Thorsos, E. I., Tang, D., and Schock, S. G., "Comparison of Sound Speed and Attenuation Measured in a Sandy Sediment to Predictions Based on the

- Biot Theory of Porous Media”, IEEE Journal of Ocean Engineering, Vol. 27, No. 3, pp. 413-427, 2002.
- [10] Lee, J., Kang, Y., Lee, C. H., Lee, S. W., and Bae, J., “Analysis of Features and Discriminability of Transient Signals for a Shallow Water Ambient Noise Environment”, Journal of the Institute of Electronics and Information Engineers, Vol. 51, No. 7, pp. 209-220, 2013.
- [11] Lee, K., Lee, C. H., Bae, J., and Lee, J., “EEG Signal Classification Algorithm based on DWT and SVM for Driving Robot Control”, Journal of the Institute of Electronics and Information Engineers, Vol. 52, No. 8, pp. 117-125, 2015.
- [12] Robert, M. G., Lee, D. D., An Introduction to Statistical Signal Processing, Cambridge University Press, 2004.

저 자 소 개



이 기 배(학회회원)
 2016년 제주대학교 해양시스템 공학과 학사 졸업.
 2016년~현재 제주대학교 해양시스템공학과 석사과정.
 <주관심분야: 통계학적 신호처리, 패턴인식>



김 주 호(정회원)
 2010년 제주대학교 해양시스템 공학과 학사 졸업.
 2012년 제주대학교 해양시스템 공학과 석사 졸업.
 2016년 제주대학교 해양시스템 공학과 박사 졸업.
 2016년 해양시스템공학과 박사 후 연구원.
 2016년~현재 국방과학연구소 선임연구원.
 <주관심분야: 음향신호처리>



이 종 현(정회원)-교신저자
 1985년 한양대학교 전자공학과 학사 졸업.
 1987년 Michigan Technological University 석사 졸업.

2002년 한국과학기술원(KAIST) 전기 및 전자공학과 박사졸업.
 1990년~1995년 한국전자통신연구원 선임연구원.
 2000년~2002년 (주)KM Telecom 연구소장.
 2003년~2006년 서경대학교 전자공학과 전임강사
 2006년~현재 제주대학교 해양시스템공학과 교수.
 <주관심분야: 통계학적 신호처리, 적응 배열 시스템, 수중 및 이동 통신, UWB 무선전송기술>



배 진 호(정회원)
 1993년 아주대학교 전자공학과 학사 졸업.
 1996년 한국과학기술원(KAIST) 정보통신공학과 석사 졸업.
 2001년 한국과학기술원(KAIST) 전자전산학과 박사 졸업.
 1993년~2002년 (주)대양전기공업 실장.
 2002년~2002년 한국과학기술원(KAIST) BK21 초빙교수.
 2006년~2007년 Texas A&M 방문교수.
 2013년~2014년 UC Santa Cruz 방문교수.
 2002년~현재 제주대학교 해양시스템공학과 교수.
 <주관심분야: 광신호처리 및 통신, 레이더 및 소나 신호처리, 인쇄전자 소재 및 소자, 항해 시스템>



이 재 일(정회원)
 2009년 제주대학교 해양산업공학 전공 학사 졸업.
 2011년 제주대학교 해양정보 시스템공학과 석사 졸업.
 2015년 제주대학교 해양시스템공학과 박사 졸업.

2016년~현재 (주)한화 구미사업장 선임연구원.
 <주관심분야: 파라메트릭 소나, 선배열예인센서, 수중음향, 센서 신호처리>



조 정 홍(정회원)
 2005년 한국해양대학교 해양건설공학과 학사 졸업.
 2007년 한국해양대학교 대학원 해양공학과 석사 졸업.
 2011년 한국해양대학교 대학원 해양공학과 박사 졸업.

2011년~2013년 한국해양대학교 수중운동체 특화 연구센터 전임연구원
 2013년~현재 (주)한화 구미사업장 선임연구원
 <주관심분야: 수중음향, 선배열예인센서, 신호처리, 효과도분석>