

## 힐버트-후앙 변환을 이용한 수중소음원의 식별

황도진\* · 김재수\*

\*한국해양대학교 해양개발공학부

## Identification of Underwater Ambient Noise Sources Using Hilbert-Huang Transfer

DO-JIN HWANG\* AND JEA-SOO KIM\*

\*Division of Ocean Development Engineering, Korea Maritime University, Busan, Korea

**KEY WORDS:** Underwater ambient noise sources 수중소음원, Endpoint detection 끝점탐지, Zero-crossing rate 영교차율, Feature extraction 특징추출, Hilbert-Huang transform 힐버트-후앙 변환

**ABSTRACT:** Underwater ambient noise originating from geophysical, biological, and man-made acoustic sources contains information on the source and the ocean environment. Such noise affects the performance of sonar equipment. In this paper, three steps are used to identify the ambient noise source, detection, feature extraction, and similarity measurement. First, we use the zero-crossing rate to detect the ambient noise source from background noise. Then, a set of feature vectors is proposed for the ambient noise source using the Hilbert-Huang transform and the Karhunen-Loeve transform. Finally, the Euclidean distance is used to measure the similarity between the standard feature vector and the feature vector of the unknown ambient noise source. The developed algorithm is applied to the observed ocean data, and the results are presented and discussed.

### 1. 서 론

수중에서는 공기 중에서와 달리 전자기파나 광파(빛)의 흡수 및 산란으로 인하여, 손실이 비교적 적은 탄성파인 음파가 정보전달의 수단을 대신한다. 음파는 주파수에 따라서 수백 또는 수천 Km까지 전달이 가능하다. 이러한 특성으로 인해 음파는 항해, 통신 및 어군탐지 수단 외에도 군사 분야에서 능동과 수동소나를 이용한 잠수함의 탐지와 추적에 가장 중요한 수단으로 이용되고 있다. 따라서 수중에 항시 존재하는 음파인 수중소음은 해양환경에 대한 많은 정보를 내포하고 있을 뿐만 아니라, 수중에서 운용되는 소나와 같은 탐지장비와 계측기기 및 통신장비 등의 성능에 지배적인 요소로 작용하고 있다.

해양에서 수중소음을 발생시키는 소음원은 소나 등의 수중음향 기기에서 발생하는 신호의 효율적인 활용을 위한 신호대잡음비(Signal to noise ratio, SNR)의 선정이나 음향기뢰(Acoustic mine)의 활용 그리고 주변소음 발생기구에 관한 관심 등으로 제2차 세계대전 이후 Knudsen(1948) 및 Wenz(1962)의 연구를 시작으로 그 후 많은 연구자들에 의해 활발히 연구되어 왔다. 수중의 소음원은 지각변동, 해류 흐름, 해상 교통, 해양 생물, 해표면 교란, 해수 분자 등 발생원을 기준으로 또는 발생 주파수 대역과 관심 주파수 대역에 따라 구분되어질 수

있으나, 이는 절대적인 기준은 아니며 단지 편리에 따른 분류이다.

수중소음이 갖는 의미는 크게 기초과학분야, 산업분야 및 군사 분야와 같이 3가지로 나누어 살펴볼 수 있다. 기초과학적인 측면에서의 수중소음은 해양의 지진활동 및 빙하활동, 고래나 물고기 새우 가재 바다사자 물개 등과 같은 해양생물학적인 활동, 바람과 그로인한 파도 및 강우 등과 같은 해양물리적인 환경과 밀접한 관련이 있다. 따라서 수중소음원을 이용한다면 음원 기작(Mechanism)의 요소(Parameter)에 대한 관측과 역산에 활용될 수 있다. 최근에는 해양생태계의 모니터링에 생물학적인 음원이 활발하게 이용되고 있다. 또한, 수중소음은 산업적인 측면에서 해양계측장비에 영향을 줄 수 있는 어군탐지기, 측심기, 도플러 유속계, 측면주사소나 등의 설계 입력변수로서 활용된다. 군사적인 측면에서 수중소음은 소나의 탐지확률과 탐지거리와 같은 탐지능력의 척도인 신호대잡음비를 결정한다. 따라서 소음원의 시간 및 주파수영역에서의 특성을 파악하고 있다면, 수중소음의 준위가 높은 경우에도 다양한 신호처리기법을 통하여 신호대잡음비를 현저하게 개선할 수 있다.

본 연구의 목적은 바다 속의 지구과학적, 해양물리학적, 그리고 해양생물학적인 수중소음원들에 대한 자료의 주파수 및 시간영역 특징추출에 의해 표준적인 패턴을 생성하여 소규모 자료기지를 구축한 후, 수중에서 관측 및 계측을 통해 수집된 임의의 소음원을 패턴비교(Pattern comparison)를 통해 식별하는 것으로 본 연구에서는 수중에서 관측된 임의의 수중소음원

교신저자 김재수 : 부산광역시 영도구 동삼동 1번지

051-410-4325 jskim@hhu.ac.kr

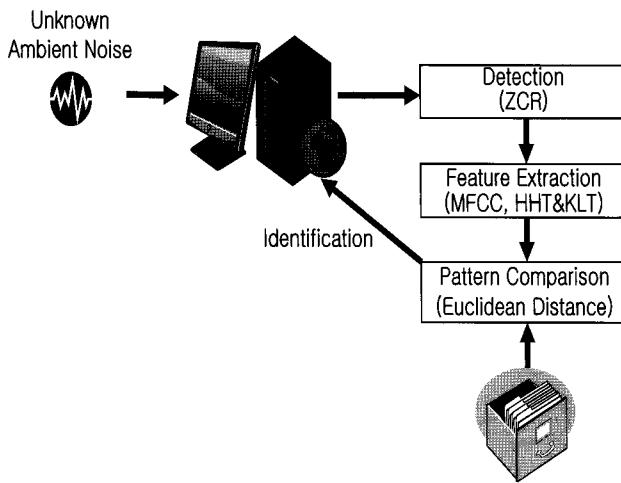


Fig. 1 Procedure of identification

을 배경잡음이 존재하는 환경에서 탐지하기 위해 영교차율(Zero-crossing rate, ZCR)을 이용하였고 탐지된 소음원과 참조데이터의 특징벡터를 구성하기 위해 힐버트-후앙 변환(Hilbert-Huang transform, HHT)과 카루넨-루베 변환(Karhunen-Loeve transform, KLT)을 적용하였으며 탐지된 소음원과 참조 데이터의 특징벡터 간의 유사도를 이용한 패턴비교과정을 통해 임의의 수중소음원을 식별하는 알고리듬을 구현하였다.

## 2. 수중소음원의 탐지

배경잡음(Background noise)은 해양, 그 자체에서 발생하는 잡음을 말한다. 이는 해양 어디에서나 존재하며 무지향성 수신기에 의해서 수신되는 모든 주변소음의 일부분으로 수신기와 장비 등의 자체소음 및 소음원을 식별할 수 있는 모든 종류의 소음을 제외한 소음이다 (조환래 등, 2003). 배경잡음이 섞인 미지의 수중소음원을 식별하는 것은 바람직하지 않으므로 수중소음원의 끝점을(Endpoint)을 탐지(Detection)하여 배경잡음 구간을 제거해야 수중소음원을 식별하는데 좋은 결과를 얻을 수 있다. 에너지가 크고 주기적인 신호는 배경잡음과 잘 구분되지만 그렇지 않은 신호는 잡음과 비슷한 성질을 갖고 또한 에너지도 작아서 구분하기 쉽지가 않다. 특히 배경잡음의 레벨이 높으면 더욱 구분하기가 어려워진다.

신호의 끝점을 검출하는 알고리듬으로 음성인식에서 주로 쓰이는 영교차율이 있는데 시간 영역에서 비교적 간단하고 빠르게 끝점을 탐지할 수 있다.

### 2.1 영교차율

영교차율은 주어진 구간 내에 신호가 기준선인 0을 통과하는 횟수를 측정하는 것으로 이산 신호에서 연속 샘플링 값이 서로 다른 부호일 때 발생하는데 신호의 크기를  $s$ 라 하고 샘플  $n$ 에 대한  $i$ 차 영교차율  $Z_i$ 는 다음과 같이 정의된다 (Buried and Learch, 2005).

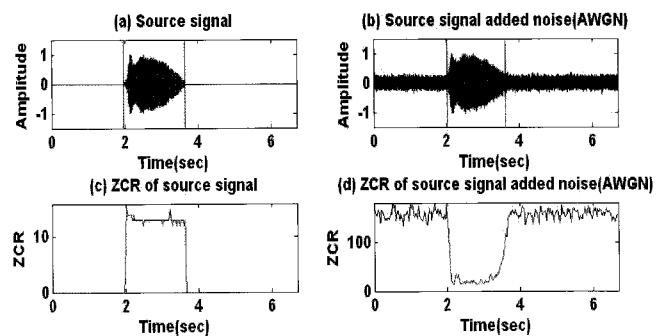


Fig. 2 Result of endpoint detection using ZCR

$$Z_i = \sum_{n=1}^N \frac{|sgn(s_i(n)) - sgn(s_i(n-1))|}{2} \quad (1)$$

단, 여기서  $sgn|s_i(n)|$ 은 식(2)와 같다.

$$sgn|s_i(n)| = \begin{cases} 1 & s_i(n) > 0 \\ -1 & s_i(n) < 0 \end{cases} \quad (2)$$

주파수가 서로 다른 수중소음원 신호와 배경잡음 신호가 합쳐지게 되면 그 구간에서는 영교차율 값의 변화가 발생하는데 이것을 통하여 신호의 끝점을 탐지할 수 있다.

Fig. 2는 한 수중소음원 신호를 영교차율을 이용하여 끝점을 탐지한 결과를 보여준다. 그럼 Fig. 2의 (a)는 잡음이 섞이지 않은 신호(시간영역)를 보여주고 있고 (b)는 잡음(AWGN 10dB)이 섞인 신호(시간영역)를 (c)는 (a) 신호의 영교차율, (d)는 (b) 신호의 영교차율을 보여주고 있다.

영교차율은 신호를 20ms의 길이로 프레임을 나누어 각 프레임 별로 계산을 하게 되는데 이전 세 프레임의 영교차율 평균을 내어 현재 프레임의 영교차율과 이전 세 프레임의 영교차율의 차이가 이전 세 프레임의 ‘영교차율 평균×영교차율 경계값’의 결과보다 작다면 잡음으로 탐지하고 크다면 신호로 탐지하게 하여 신호의 끝점을 탐지하게 된다. 영교차율의 경계값은 많은 신호에 대해 다양한 값을 적용하여 가장 결과가 좋은 경계값을 적용하였으며 본 논문에서는 영교차율의 경계값을 0.25로 적용하였다.

## 3. 특징추출 및 패턴비교

### 3.1 특징추출

수중소음원의 효과적인 식별을 위해서는 수집한 다양한 소음원 자료를 분석하여, 다른 소음원들과 뚜렷이 구별되는 각 소음원의 특징벡터를 추출하여 표준패턴을 생성하여야 한다. 따라서 소음원의 패턴비교에 있어서 기본이 되는 특징들을 추출하는 것이 중요하다. 특징벡터의 추출은 음성 신호의 특성을 수치적으로 나타내기 위한 것이다.

특징벡터는 다양한 음성신호의 분석과 정보 추출 알고리듬

의 근본이 된다. 이 벡터는 전형적으로 하나의 고정된 차원을 가지므로 다차원 특징 공간에서는 하나의 포인트로써 생각할 수 있다. 음성신호에 있어서 특징 벡터를 사용하여 표현할 때는 두 가지 접근이 사용된다. 첫 번째 접근에서 신호는 시간에 대해 작은 구간으로 나누어져 있고 특징 벡터는 각각의 구간에서 계산된다. 두 번째 접근에서는 전체 파일에 대한 정보를 요약하는 하나의 특징 벡터를 사용하는 것이다 (반지혜 등, 2004).

임의의 수중소음원을 식별하는데 신호 전체를 그대로 적용하는 것은 컴퓨터의 연산의 과다와 패턴비교에 필요한 계산량 등의 문제 때문에 효율적인 방법이라 할 수 없다. 이러한 이유로 수중소음원의 본질적인 특징을 잘 반영하는 특징벡터를 추출하여 필요한 정보로 압축하여 패턴비교를 수행하여야 한다.

본 논문에서는 헐버트-후앙 변환을 이용하였고 추출된 특징벡터의 차원을 줄이기 위해 카루넨-루베 변환을 이용하였다.

### 3.2 헐버트-후앙 변환

고전적인 데이터 분석 방법들은 모두 선형(Linear), 정상상태(Stationary)의 성질을 가정한 것들이다. 최근 들어 선형, 비정상상태(Nonstationary) 데이터를 분석하는 방법들이 소개되고 있는데 웨이블릿(Wavelet) 분석과 위그너-빌 분포(Wigner-Ville distribution)가 그 대표적인 예이다.

하지만 대부분의 자연계의 데이터 및 인위적인 데이터들은 모두 비선형(Nonlinear), 비정상상태 데이터들이다. 따라서 웨이블릿 분석과 위그너-빌 분포함수와 같은 방법으로는 비선형 데이터를 분석하기에 적합하지 않다. 또한 데이터 분석에 가장 일반적으로 사용되는 고속 푸리에 변환(fast-Fourier transform, FFT)을 이용한 방법들은 안정된 선형 구간의 무한 반복이랑 가정으로 인해 비정상상태 또는 비선형인 데이터에 적용할 경우 스펙트럼(Spectrum)에서의 손실(Leakage)이 많이 발생하므로 (Adam, 2006) 데이터의 수가 너무 적거나, 비정상적일 경우 또는 지진파 등과 같이 순간적으로 존재하는 데이터에 대해서는 적용이 어려웠다. 이와 같은 비선형적이거나 비정상상태의 데이터를 분석하기 위한 방안의 하나로 최근 연구되고 있는 헐버트-후앙 변환은 Huang(1998) 등에 의해 발표되었으며, 바람의 흐름이나 지진의 표면파, 바다의 파도 현상 등 자연현상의 비선형적인 데이터 분석에 최초로 적용되었다.

헐버트-후앙 변환은 시간영역 데이터를 내부 모드 함수(Intrinsic mode function, IMF)로 분리하여 시간-주파수-에너지 형태로 나타내어 분석하는 방법이고, 시간영역 데이터에서 IMF들을 분리해 내는 경험적인 방법을 경험 모드 분리법(Empirical mode decomposition, EMD)이라고 하며 일반적으로 경험 모드 분리법은 시간영역 데이터를 헐버트-후앙 변환에 적용하기 위한 전처리 과정에 사용된다 (이인재 등, 2004).

입력 신호  $x(t)$ 를 헐버트-후앙 변환하는 과정은 다음과 같다. 먼저 각 내부 모드 함수  $c_i(t)$ 에 대한 헐버트 변환은 식 (3)과 같이 정의된다. 식 (3)에서  $t$ 와  $\tau$ 는 각각 절대시간과 시간지연을 나타낸다.

$$H[c_i(t)] = \frac{1}{\pi} \int \frac{c_i(t)}{t - \tau} d\tau \quad (3)$$

또한  $c_i(t)$ 의 분석 신호(Aalytic signal)  $z_i(t)$ 는 식 (4)와 같이 정의된다.

$$z_i(t) = c_i(t) + jH[c_i(t)] = a_i(t)e^{j\Phi_i(t)} \quad (4)$$

식 (4)에서  $a_i(t)$ 와  $\Phi_i(t)$ 는 각각 분석 신호의 순간진폭(Instantaneous amplitude)과 순간 위상각(Instantaneous phase angle)을 나타내며 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{cases} a_i(t) = \sqrt{c_i(t)^2 + H[c_i(t)]^2} \\ \Phi_i(t) = \tan^{-1}\left(\frac{H[c_i(t)]}{c_i(t)}\right) \end{cases} \quad (5)$$

순간 주파수(Instantaneous frequency)는 식 (6)에서 얻을 수 있다.

$$\omega_i = \frac{d(\Phi_i(t))}{dt} \quad (6)$$

그리고 원래의 입력 신호  $x(t)$ 는 식 (7)과 같은 표현으로 분석된다.

$$x(t) = R\left(\sum_{i=1}^n a_i(t)e^{j\Phi_i(t)}\right) = R\left(\sum_{i=1}^n a_i(t, \omega_i)e^{j\int \omega_i(t) dt}\right) \quad (7)$$

식 (7)에서  $R(\cdot)$ 은 신호의 실수 부분을 말하며  $a_i(t, \omega_i)$ 는 순간시간  $t$ 와 주파수  $\omega_i$ 일 때의  $i$ 번째 내부 모드 함수의 진폭이다. 따라서 입력 신호  $x(t)$ 는 헐버트-후앙 변환을 통하여 식 (8)과 같이 나타낼 수 있다 (Ruqiang and Robert, 2005).

$$HHT(\tau, f) = \sum_{i=1}^n a_i(t, \omega_i) = \sum_{i=1}^n a_i(t, 2\pi f_i) \quad (8)$$

#### 3.2.1 내부 모드 함수

헐버트-후앙 변환은 시간영역 데이터를 내부 모드 함수로 분리하여 시간-주파수-에너지 형태로 나타내어 분석하는 방법으로 (Wu et al., 2006) 내부 모드 함수는 물리적으로 순간적인 주파수범위에서 국부적(Local)으로 극대값과 극소값의 데이터의 크기가 0에 관하여 대칭인 상태를 말한다. 그러므로 내부 모드 함수는 다음 두 조건을 만족시켜야 한다.

- ① 데이터의 극값(Extrema)의 수와 영 교차의 수는 같거나 1만큼 차이가 나야 한다.
- ② 모든 포인트에서 상, 하단 포락선(Envelope)의 평균값은 0이다.

첫 번째 조건은 물리적으로 국부적인 영역에서 상, 하 극값의 수가 대칭이 되도록 만드는데 필요한 조건이다. 두 번째 조건은 이상적으로 데이터의 국부적 평균을 0으로 만들기 위한 것인데, 비정상상태 신호의 경우에는 데이터의 국부적 평균을 0으로 만드는 것이 불가능하다. 그러므로 위와 같은 국부적인 대칭 조건 대신에 시계열 데이터의 극대값과 극소값을 구하여 상, 하단 포락선을 만들고, 국부적으로 두 포락선의 평균을 0으로 만드는 방법을 사용한다. 이 방법을 사용하면 잡음이 심한 데이터와 같이 나쁜 조건에서 측정된 순간적인 주파수도, 잡음이 적은 좋은 조건을 통해 측정하여 분석한 시스템의 물리학적 결과와 일치함을 보인다.

그러므로 내부 모드 함수는 각 주기에서 영 교차하고, 국부적으로 다른 복잡한 파형을 포함하지 않은 진동 성분을 가진 파형을 말한다 (이인재 등, 2004).

Fig. 3은 입력신호(Fig. 3 첫 번째 그래프)로부터 경험 모드 분리법을 이용하여 추출된 내부 모드 함수들을 나타낸 것이다. 가장 위의 그래프는 입력 데이터의 시간영역 신호이고 두 번째 c1부터 c7까지는 입력 데이터의 1차~7차 내부 모드 함수이다.

### 3.2.2 경험 모드 분리법

경험 모드 분리법은 내부 모드 함수를 구하는 경험적 방법이며 그 순서는 다음과 같다.

① 주어진 데이터  $x(t)$ 의 모든 지역적 극 값(Local extrema) 중 최대값들의 고차 스플라인(Spline) 방법을 사용하여 상단포락선을 구한다.

② ①과 같이 모든 지역적 극 값 중 최소 값의 고차 스플라인 하단 포락선을 구한다. 이때, 모든 데이터들은 상, 하단 포

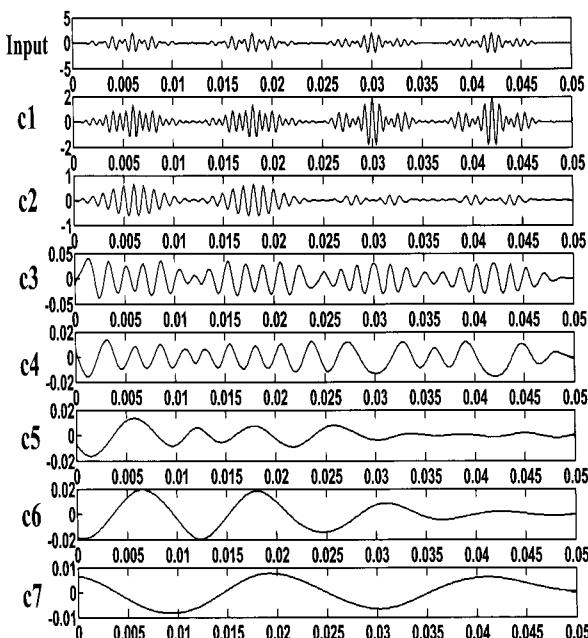


Fig. 3 Intrinsic mode functions of input signal

락선 안에 있어야 한다.

③ 상, 하단 포락선의 순간 평균인  $m(t)$ 를 구하고, 식 (9)와 같이 데이터와  $m(t)$ 의 차로  $h(t)$ 를 계산한다.

$$x(t) - m(t) = h(t) \quad (9)$$

만약,  $h(t)$ 가 내부 모드 함수의 두 조건을 모두 만족하면  $h(t)$ 은  $x(t)$ 의 첫 번째 내부 모드 함수가 된다.

④  $h(t)$ 가 내부 모드 함수의 두 조건을 모두 만족하지 않으면  $h(t)$ 를  $x(t)$ 로 두고 ①, ②, ③의 과정을  $h(t)$ 가 내부 모드 함수의 두 가지 조건을 모두 만족할 때까지 반복한다. 결과적으로, 식 (10)에서 나타냈듯이  $c_1(t)$ 는  $x(t)$ 의 첫 번째 내부 모드 함수가 된다.

$$c_1(t) = h(t) \quad (10)$$

⑤ 식 (11)과 같이  $x(t)$ 에서 첫 번째 내부 모드 함수 성분인  $c_1(t)$ 를 뺀 나머지(Residual)를  $r_1(t)$ 라 정의한다.

$$r_1(t) = x(t) - c_1(t) \quad (11)$$

이  $r_1(t)$ 을 데이터( $x(t)$ )로 하여 두 번째 내부 모드 함수( $c_2(t)$ )를 계산하게 된다. 이상의 과정을 반복하여 내부 모드 함수들을 도출하게 된다.

$r_n(t)$ 가 더 이상 내부 모드 함수 조건을 만족할 수 없거나, 진동성분이 거의 없는 경우 반복과정을 멈춘다. 내부 모드 함수로 분해된 성분들은 식 (12)와 같이 내부 모드 함수 성분들( $c_j(t)$ )과 그때까지의 나머지( $r_n(t)$ )의 합으로 나타낼 수 있다. 즉, 시계열에서 데이터를 분해할 수 있고, 분해한 값들을 통해 원래의 데이터를 합성할 수 있다 (이인재 등, 2004).

$$x(t) = \sum_{j=1}^n c_j(t) + r_n(t) \quad (12)$$

Fig. 4는 위의 과정에서 설명한 경험 모드 분리법의 흐름도이다.

### 3.3 카루넨-루베 변환

카루넨-루베 변환은 다른 말로 주성분 분석법(Principal component analysis, PCA)라고도 하는데 주로 다루기 힘든 고차원의 신호를 낮은 차원으로 줄여 다루기 쉽게 해주는 통계적 방법을 말한다. 카루넨-루베 변환은 고전적인 통계적 방법으로서 확률변수의 통계적인 표현에 기초로 한다. 또한 이 선형변환은 데이터 분석과 압축에 광범위하게 사용되어 왔다.

본 논문에서는 힐버트-후앙 변환을 이용하여 특징벡터를 추출한 후 카루넨-루베 변환을 이용하여 특징벡터의 크기를 줄이는데 그 과정은 다음과 같다.

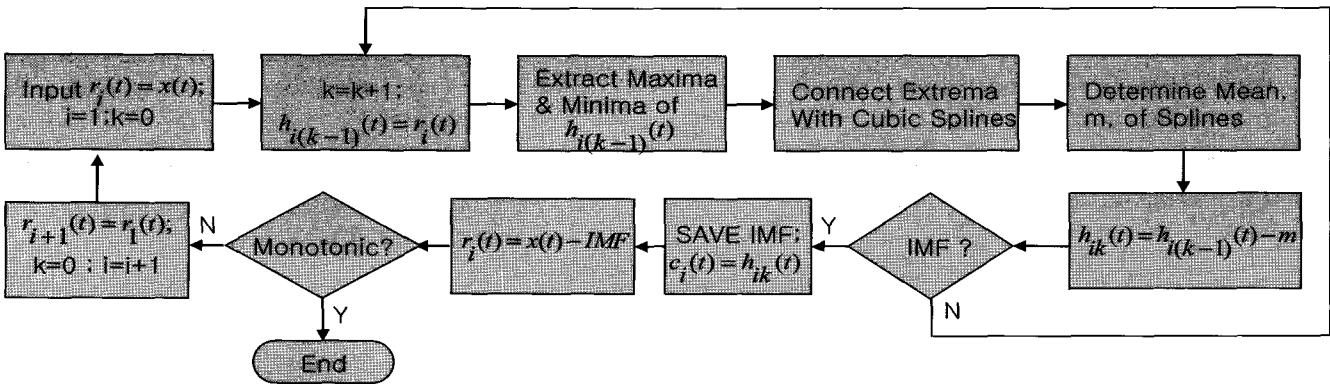


Fig. 4 Flow chart of the EMD process of input signal  $x(t)$

① 헐버트-후앙 변환의 결과  $HHT(t,f)$ 를  $n \times m$  행렬  $B$ 로 고려한다.

② 만약  $n < m$  일 경우 정방행렬  $\Psi = BB^T$  을 구성하고  $n > m$  일 경우 정방행렬  $\Psi = B^TB$ 를 구성한다. 여기서  $B^T$ 는 행렬  $B$ 의 전치행렬(Transposed matrix)이다.

③ 정방행렬  $\Psi$ 의 고유치분해(Eigen decomposition)를 한 후, 고유치들을  $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n \geq 0$  와 같이 내림차순으로 정렬한다. 정방행렬  $\Psi$ 가 스칼라 상수  $\lambda$ 와 영이 아닌 벡터  $x$ 에 대해서  $\Psi x = \lambda x$  가 성립할 때 상수  $\lambda$ 를  $\Psi$ 의 고유치라고 한다.

④ 가장 큰 고유치 값  $\lambda_1$ 으로 표준화 한 벡터  $v$ 가 특징벡터가 된다(Fukunaga and Keinosuke, 1990).

### 3.4 패턴비교

패턴비교는 관측된 임의의 수중소음원에서 추출한 프레임별 특징벡터와 미리 구축해 놓은 참조 데이터의 프레임별 특징벡터 사이의 유사도(Similarity measure)를 비교하는 것을 말한다.

유사도를 구하는 방법으로는 유클리드 거리(Euclidean distance), 마할라노비스 거리(Mahalanobis distance), 이타쿠라 거리(Itakura distance)등이 있는데 (Rabiner and Juang, 1993) 본 논문에서는 유클리드 거리를 적용하여 유사도를 구하여 패턴비교를 수행하였는데 일반적으로 식 (13)과 같이 정의된다.

$$D = \|X - Y\| = \sqrt{(X - Y)'(X - Y)} \quad (13)$$

식 (13)에서,  $D$ 는 유클리드 거리이고  $X, Y$ 는 각각 특징벡터를 나타낸다. 또한  $(X - Y)'$ 는  $(X - Y)$ 의 전치행렬을 나타낸다 (Tou and Gonzalez, 1974).

## 4. 실험 및 결과

### 4.1 실험내용 및 방법

본 논문에서 제안한 알고리듬을 적용하여 수중소음원 식별 실험을 수행하였다. 실험에서 사용된 참조 데이터는 인터넷 웹 사이트를 통해 수집한 실측 데이터로서 Blue whale, Earthquake,

Table 1 List of underwater ambient noise sources

Type	List of reference data	List of test data
1 Blue Whale	Blue whale1 Blue whale2 Blue whale3 Blue whale4	Blue whale1 Blue whale2 Blue whale3 Blue whale4
2 Earthquake	Earthquake1 Earthquake2 Earthquake3	Earthquake1 Earthquake2 Earthquake3
3 Humpback Whale	Humpback whale1 Humpback whale2 Humpback whale3	Humpback whale1 Humpback whale2 Humpback whale3
4 Sonar	Sonar1 Sonar2	Sonar1 Sonar2

Humpback whale, Sonar와 같이 4종류의 수중소음원 자료를 사용하였다. 또한 참조 데이터와 비교하여 식별을 할 실험 데이터는 참조 데이터와 같은 종류의 12개의 수중소음원 자료를 사용하였다. Table 2는 12개의 실험 데이터의 시간영역 신호의 평형을 나타낸다. 각 신호의 샘플링 주파수는 8 kHz로 하였고 배경잡음은 부가 백색 가우스 잡음(Additive white gaussian noise, AWGN)으로 해양배경잡음을 모델링하였으며 신호대잡음비는 10dB로 하였다(임태균 등, 2007).

Table 1의 수중소음원 자료에 대해 본 논문에서 제시한 방법대로 참조 데이터에 대해 헐버트-후앙 변환과 카루넨-루베 변환을 이용하여 특징벡터를 구성해 놓은 후 실험 데이터가 입력이 되면 20ms 길이로 프레임을 나눈 후 프레임의 50%씩 중복(Overlap)하여 과정을 수행하게 된다. 입력된 신호를 배경잡음으로부터 분리하는 탐지과정을 영교차율을 이용하여 수행하고 신호의 끝점이 검출되면 탐지된 프레임들을 헐버트-후앙 변환과 카루넨-루베 변환을 이용하여 특징을 추출하고 각 프레임 별로 참조 데이터의 특징벡터와 유클리드 거리를 이용하여 유사도를 측정하여 가장 근접한 참조 데이터로 식별을 하게 된다.

### 4.2 실험결과

Table 2는 본 논문에서 제안한 알고리듬으로 12개의 실험 데이터에 대해 실험한 결과로서 Table 2의 %수치는 각 실험

이터와 참조 데이터의 유사도를 나타내는 것으로 예를 들어 Blue whale1의 '40/50 (80%)'은 실험데이터 Blue whale의 프레임 수가 50개이고 그 중에서 80%인 40개의 프레임이 Type 1의 Blue whale과 가장 유사하다는 것을 말한다.

## 5. 결 론

본 논문에서는 임의의 수중소음원을 식별하기 위한 알고리듬을 제안하였는데 영교차율을 이용하여 배경 잡음이 섞인 수중소음원 신호에서 신호의 끝점을 검출하고 힐버트-후앙 변환과 카루넨-루베 변환을 이용하여 특징벡터를 추출하였으며 유클리드 거리를 적용하여 각 특징벡터간의 유사도를 비교하여 임의의 수중소음원을 식별하였다. 또한, 수집한 데이터를 제한한 알고리듬에 적용하여 그 성능을 실험해 보았는데 그 결과,

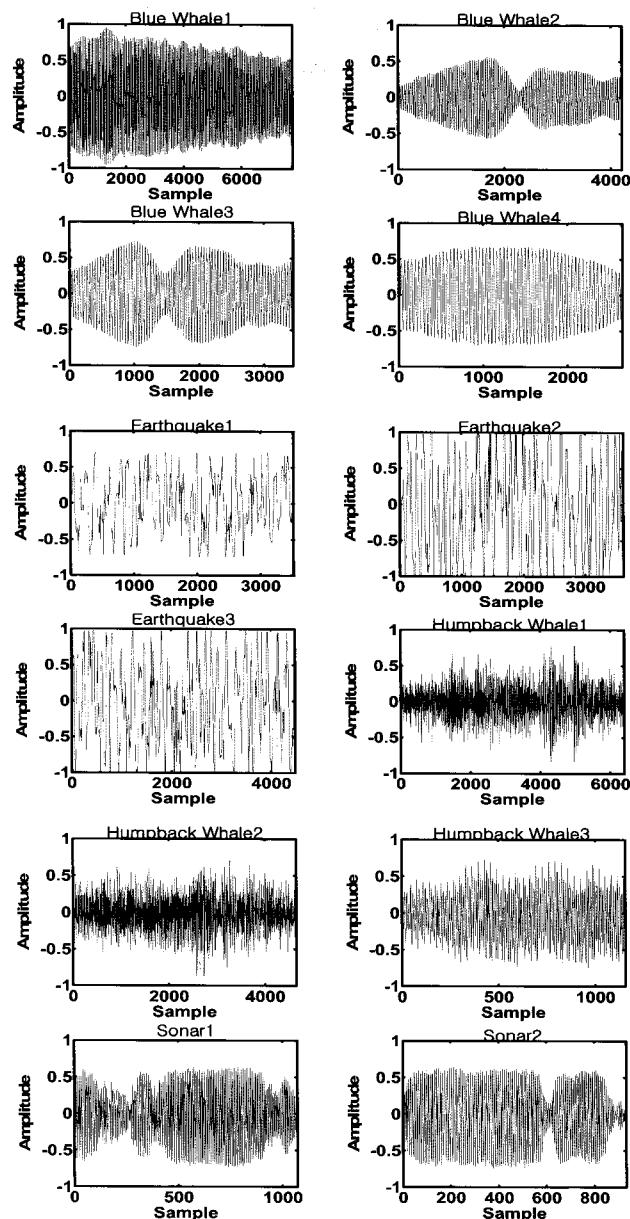


Fig. 5 Waveforms of test data

대부분의 실험 데이터가 같은 종류의 참조데이터로 잘 식별됨을 확인할 수 있었다.

## 후 기

"이 논문은 정부(교육인적자원부)의 재원으로 한국학술진흥재단의 지원을 받아 수행된 연구임"(KRF-2005-202-D00589)

## 참 고 문 헌

반지혜, 김기만, 박규식 (2004). "다중 특징 벡터를 이용한 고속 오디오 검색", 한국음향학회 춘계학술대회논문집, 제 1(s) 호, pp 351-354.

이인재, 이종민, 황요하, 허건수 (2004). "경험 모드 분석법을 이용한 감쇠 진동 신호의 분석", 한국소음진동공학회 추계 학술발표회논문집, pp 699-704.

임태균, 배건성, 황찬식, 이형욱 (2007). "위그너-빌 분포 함수 기반의 고유치 분해를 이용한 수중 천이 신호 식별", 한국 음향학회지, 제26권, 제3호, pp 123-128.

조환래, 오선택, 오택환, 나정열 (2003). "고차통계 기법과 웨이브렛을 이용한 수중 천이신호 탐지", 한국음향학회지, 제 22권, 제8호, pp 670-679.

Table 2 Result of experiment

Test data	Reference data	Blue whale	Earthquake	Humpback whale	Sonar
Blue Whale1		40/50 (80%)	6/50 (12%)	4/50 (8%)	0/50 (0%)
Blue Whale2		21/24 (87.5%)	2/24 (8.3%)	1/24 (4.2%)	0/24 (0%)
Blue Whale3		42/52 (80.8%)	7/52 (13.4%)	3/52 (5.8%)	0/52 (0%)
Blue Whale4		8/8 (100%)	0/8 (0%)	0/8 (0%)	0/8 (0%)
Earthquake1		2/15 (13.3%)	12/15 (80%)	1/15 (6.7%)	0/15 (0%)
Earthquake2		4/16 (25%)	11/16 (68.8%)	1/16 (6.2%)	0/16 (0%)
Earthquake3		4/22 (18.2%)	17/22 (77.3%)	1/22 (4.5%)	0/22 (0%)
Humpback Whale1		1/14 (7.1%)	0/14 (0%)	13/14 (92.9%)	0/14 (0%)
Humpback Whale2		2/15 (13.3%)	0/15 (0%)	13/15 (86.7%)	0/15 (0%)
Humpback Whale3		0/12 (0%)	0/12 (0%)	12/12 (100%)	0/12 (0%)
Sonar1		0/2 (0%)	0/2 (0%)	0/2 (0%)	2/2 (100%)
Sonar2		0/4 (0%)	0/4 (0%)	1/4 (25%)	3/4 (75%)

- Adam, O. (2006). "Advantages of the Hilbert Huang transform for marine mammals signals analysis", J. Acoustic. Soc. Am., Vol 120, No 5, pp 2965-2973.
- Burred, J.J. and Learch, A. (2005). "Hierachical automatic audio signal classification", Proc of J. Audio Eng. Soc., Vol 52, pp 724-739.
- Fukunaga, Keinosuke. (1990). Introduction to Statistical Pattern Recognition. Elsevier, 2nd ed., Academic Press, San Diego.
- Huang, N.E., Shen Z., Long S.R., Wu M.N., Shih H.H., Zheng Q., Yen N.C., Tung C.C and Liu H.H. (1998). "The Empirical Mode Decomposition and the Hilbert spectrum for Nonlinear and Nonstationary Time Series Analysis", Proc. R. Soc. London, ser. A, 454, pp 903-995.
- Knudsen V.O. (1948). Underwater Ambient Noise, pp 410-429.
- Rabiner, L. and Juang, B.H. (1993). Fundamentals of Speech Recognition, Prentice-Hall International, Inc.
- Ruqiang, Y. and Robert, X. G. (2005). "Transient Signal Analysis Based on Hilbert-Huang Transform", Proc. of the IMTC, pp 1198-1202.
- Tou, J.T. and Gonzalez, R.C. (1974). Pattern Recognition Principles, Addison-Wesley Publishing Company.
- Wenz, M. (1962). "Acoustic Ambient Noise in the Ocean: Spectra and Sources", J. Acoustic. Soc. Am, No 34, pp 1936-1956.
- Wu, W., Xueyao, L. and Rubo, Z. (2006). "Speech Detection Based on Hilbert-Huang Transform", Proc. of the 1st IMSCCS, pp 290-293.

2007년 7월 3일 원고 접수

2008년 2월 11일 최종 수정본 채택