

공학석사 학위논문

특징 벡터를 이용한 수중소음원의 식별

Identification of Underwater Ambient Noise Sources
Based on Feature Vector.

지도교수 김 재 수

2007년 8월

한국해양대학교 대학원

해양개발공학과

황 도 진

本 論 文 을 黃 道 辰 의 工 學 碩 士 學 位 論 文 으 로 認 准 함 .

위원장 공학박사 최 경 식 (인)

위 원 공학박사 서 영 교 (인)

위 원 공학박사 김 재 수 (인)

2007년 8월

한국해양대학교 대학원

해양개발공학과

황 도 진

Identification of Underwater Ambient Noise Sources Based on Feature Vector

by

DO-JIN HWANG

Department of Ocean Development Engineering
Graduate School of Korea Maritime University

ABSTRACT

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

목 차

ABSTRACT	i
목 차	ii
그 립 목 차	iv
표 목 차	v
1. 서 론	1
1.1 연구배경 및 목적	1
1.2 연구내용 및 방법	3
1.3 논문의 구성	4
2. 수중소음을 발생시키는 소음원	5
3. 수중소음원의 탐지	8
3.1 탐지	8
3.2 영교차율	9
4. 특징추출 및 패턴비교	11
4.1 특징추출의 정의	11
4.2 힐버트-후앙 변환	12
4.2.1 힐버트-후앙 변환 개요	12
4.2.2 힐버트-후앙 변환의 장점	13
4.2.3 내부 모드 함수	15
4.2.4 경험 모드 분리법	17
4.2.5 힐버트-후앙 변환의 과정	19
4.2.6 힐버트-후앙 변환의 예	21
4.3 MFCC	25
4.4 카루넨-루베 변환	27

4.5 패턴비교	28
5. 시뮬레이션 및 결과	29
5.1 시뮬레이션 내용 및 방법	29
5.2 시뮬레이션 결과	31
6. 결 론	33
참고문헌	35

그 립 목 차

Fig. 1-1 수중소음원의 식별 과정	3
Fig. 2-1 고래의 종류별 스펙트로그램	6
Fig. 2-2 다양한 소음원의 스펙트로그램	7
Fig. 3-1 영교차율을 이용한 끝점탐지 결과	9
Fig. 4-1 FFT, HHT, Wavelet 방법에 의한 Chirp 신호 분석	13
Fig. 4-2 입력 신호로부터 추출된 내부 모드 함수	16
Fig. 4-3 경험 모드 분리법의 흐름도(Flow-chart)	18
Fig. 4-4 $x(t)$ 의 시간영역 파형	21
Fig. 4-5 $x(t)$ 의 스펙트럼	22
Fig. 4-6 $x(t)$ 로부터 추출된 내부 모드 함수	23
Fig. 4-7 $x(t)$ 의 힐버트-후양 변환 결과	24
Fig. 4-8 MFCC 추출 과정 흐름도	25
Fig. 4-9 Critical band filter	26
Fig. 5-1 식별 알고리즘의 순서도	30

표 목 차

Table 5-1 수중소음원 자료(참조데이터 및 실험데이터).....	29
Table 5-2 시뮬레이션 결과(HHT & KLT).....	31
Table 5-3 시뮬레이션 결과(MFCC & KLT).....	31

1. 서 론

1.1 연구배경 및 목적

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.

국내의 수중소음에 관한 연구는 80년대 초반부터 시작되었다. 한국해양연구원에서는 다년간 한국 연안 해역에서 수중청음기를 이용하여 배경소음준위(Ambient Noise Level, ANL)를 측정하여 이를 정량화하였다. 또한 풍속과 배경준위의 관계를 연구하였으며[1], 강우소음(precipitation noise) 등을 관측하여 배경소음준위와 강우량의 관계 등을 규명하였고[2], 해양생물학적인 소음원을 관측하여 분석하였다[3]. 90년대부터 현재에 이르러 수중소음원의 분류 및 식별에 관한 연구가 활발히 이루어지고 있는데 양성철[4] 등은 웨이블릿(wavelet) 이론과 신경회로망을 이용하여 천이 수중 신호의 특징벡터를 추출하고 식별하는 연구를 수행하였고, 조환래[5] 등은 고차통계 기법과 웨이블릿을 이용하여 수중 천이신호를 탐지하는 연구를 수행하였으며, 임태균[6] 등은 위그너-빌 분포함수와 고유치 분해를 이용하여 수중 천이신호를 식별하는 연구를 수행하였다.

수중소음이 갖는 의미는 크게 기초과학분야, 산업분야 및 군사분야와 같이 3가지로 나누어 살펴볼 수 있다. 기초과학적인 측면에서의 수중소음은 해양의 지진활동 및 빙하활동, 고래나 물고기, 새우, 가재, 바다사자, 물개 등과 같은 해양생물학적인 활동, 바람과 그로 인한 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, 수중소음원은 산업적인 측면에서 해양계측장비에 영향을 줄 수 있는 어군탐지기, 측심기, 도플러 유속계, 측면주사소나 등의 설계 입력변수로서 활용된다. 군사적인 측면에서 주변소음은 소나의 탐지확률과 탐지거리와 같은 탐지능력의 척도인 신호대잡음비(Signal to Noise Ratio, SNR)를 결정한다. 따라서 소음원의 시간 및 주파수 영역에서의 특성을 파악하고 있다면, 주변소음의 준위가 높은 경우에도 다양한 신호처리기법을 통하여 신호대잡음비를 현저하게 개선할 수 있다.

본 논문의 목적은 바다 속의 지구과학적, 해양물리학적, 그리고 해양생물학적인 수중소음원들에 대한 자료의 주파수 및 시간영역 특징추출(feature extraction)에 의해 표준적인 패턴을 생성하여 소규모 데이터베이스를 구축한 후, 수중에서 관측 및 계측을 통해 수집된 임의의 소음원을 패턴비교(pattern comparison)를 통해 식별하는 것에 있다.

1.2 연구내용 및 방법

본 논문에서는 수중에서 관측된 임의의 수중소음원을 배경잡음(background noise)이 존재하는 환경에서 탐지(detection)하기 위해 영교차율(Zero-Crossing Rate, ZCR)을 이용하였고 탐지된 소음원과 참조데이터의 특징벡터(feature vector)를 추출하기 위해 힐버트-후양 변환(Hilbert-Huang Transform, HHT)과 멜 주파수 캡스트럴 계수(Mel-Frequency Cepstral Coefficient, 이하 MFCC)를 이용하였으며 추출된 특징벡터의 차원(dimension)을 줄이기 위해 카루넨-루베 변환(Karhunen-Loeve Transform, KLT)을 적용하였고 탐지된 소음원과 참조데이터의 특징벡터 간의 유사도를 이용한 패턴비교(pattern comparison)과정을 통해 임의의 수중소음원을 식별하는 알고리즘을 구현하였다. 또한 시뮬레이션을 통해 힐버트-후양 변환을 이용한 결과와 MFCC를 이용한 결과를 비교 및 분석해 보았다.

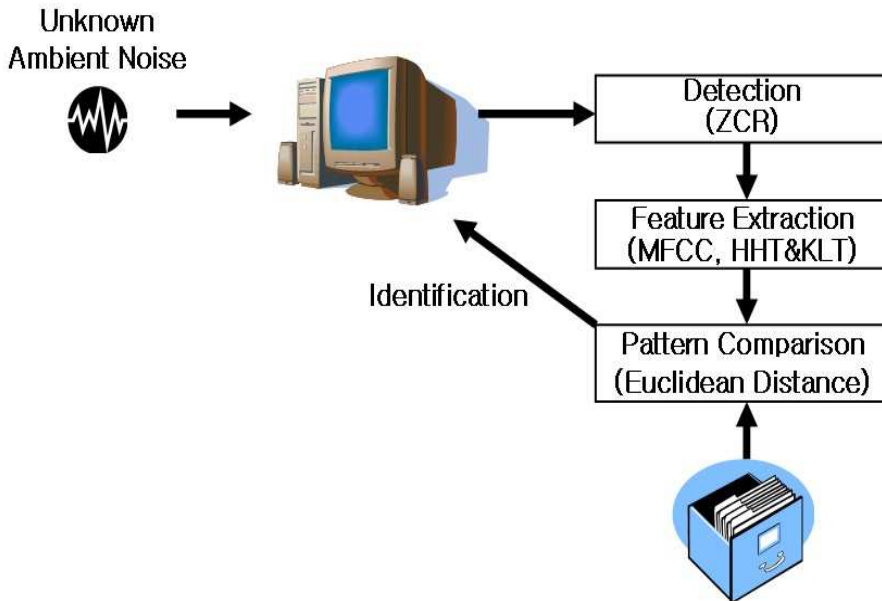


Fig. 1-1 수중소음원의 식별 과정

1.3 논문의 구성

본 논문은 특징벡터를 이용하여 임의의 수중소음원을 식별하기 위한 연구로 총 6개의 장으로 구성 되어 있다.

1장에서는 연구배경 및 목적, 연구내용 및 방법에 대해 정리한다. 2장에서는 수중소음을 발생시키는 수중소음원에 대해 알아보고, 수중소음원의 식별과정을 위해 3장에서는 탐지 알고리즘, 4장에서는 특징추출 및 패턴비교 알고리즘에 대해 연구한다. 5장에서 시뮬레이션을 통해 본 논문에서 제안한 알고리즘의 성능을 시험한 후, 결과를 비교 및 분석하고 마지막으로 6장에서 결론 및 향후 연구방향을 제시한다.

2. 수중소음을 발생시키는 소음원

수중소음을 발생시키는 소음원에 관한 제반 정보를 근본적으로 이해하기 위해서는 소음을 발생시키는 소음원에 관해서 우선적으로 알아 볼 필요가 있다. 이를테면 선박이나 수면파가 어느 주파수 범위까지 소음원으로서 작용하는가를 알아본다든가 또는 해양생물이나 조석, 그리고 산업활동이 갖는 소음원으로서의 역할 등이다.

해양에서 수중소음을 발생시키는 소음원은 소나 등의 수중음향 기기에서 발생하는 신호의 효율적인 활용을 위한 신호대잡음비의 선정이나 음향기뢰의 활용 그리고 주변소음 발생기구에 관한 관심 등으로 제2차 세계대전 이후 Knudsen[7] 및 Wenz[8]의 연구를 시작으로 많은 연구자들에 의해 활발히 연구되어 왔다. 수중의 소음원은 지각변동, 해류흐름, 해상교통, 해양생물, 해표면교란, 해수분자 등 발생원을 기준으로 또는 발생 주파수 대역과 관심 주파수 대역에 따라 구분되어질 수 있으나, 이는 절대적인 기준은 아니며 단지 편의에 따른 분류이다.

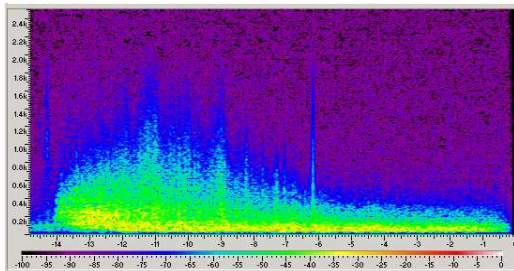
해수중의 주변소음에 관한 현재까지의 연구결과에 의하면, 주변소음은 발생 주파수 대역에 따라 대략 다음의 6가지로 세분할 수 있다.

- 극초저주파수 대역 (< 1 Hz)
해저 지진 및 해수면의 운동으로 인한 압력 변화 등으로 발생
- 초저주파수 대역 ($1 \sim 20$ Hz)
선박 등의 스크류 회전으로 인한 방사소음이 한 원인으로 추정
- 저주파수 대역 ($20 \sim 200$ Hz)
원거리 선박의 운항에 의해 발생
- 중주파수 대역 (200 Hz ~ 2 kHz)
해상교통과 해수면 교란에 의해 발생
- 고주파수 대역 ($2 \sim 20$ kHz)
해수면의 교란에 의해 발생
- 초고주파수 대역 (> 20 kHz)
해수 분자의 열적 교란에 의해 발생

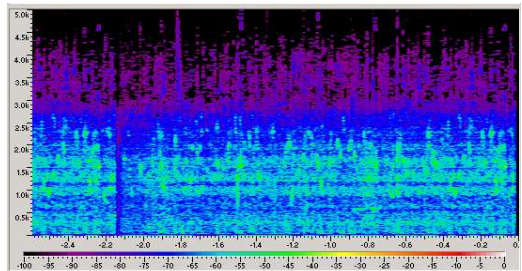
특히 중주파수와 고주파수 대역의 경우, 해수면 위의 바람에 의한 해수면 교란으로 발생하는 주위소음 레벨은 풍속이 2배 증가할 때마다 약 6 dB씩 증가하는 특징을 보인다.

그 외 간헐적인 소음으로는 강우와 해양생물에 의한 것이 있다. 강우에 의한 소음은 물방울의 해수면 충격에 의하여 모든 주파수 대역에 걸친 주변소음 레벨의 상승과 물방울 충격 시 해수면 아래에 생성된 기포의 공진주파수 방사에 의해 13 ~ 16 kHz 주변의 소음레벨을 상승시키는 것으로 알려져 있다. 그리고 해양생물에 의한 소음 중 강력한 잠음으로는 돌고래에 의한 고주파수 발생음으로서 30 kHz부터 120 kHz까지 광범위한 주파수 영역을 포함하고 있다.

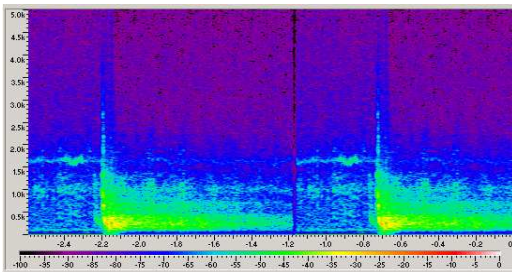
Fig. 2-1과 2-2는 대표적인 해양소음원에 의한 수중소음과 여러 고래에 대한 신호의 특성을 시간-주파수 분석을 한 것이다. 각 소음원의 종류에 따라 서로 다른 특성을 갖기 때문에 이를 이용하면 서로 다른 소음원의 규명과 분류가 가능하다.



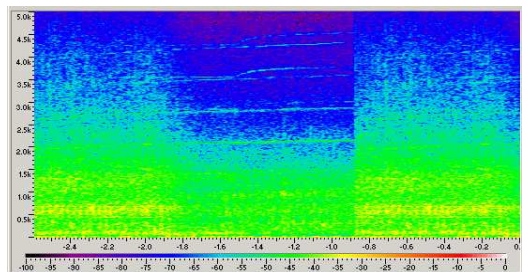
해저 지진에 의한 소음



해상 강우에 의한 소음

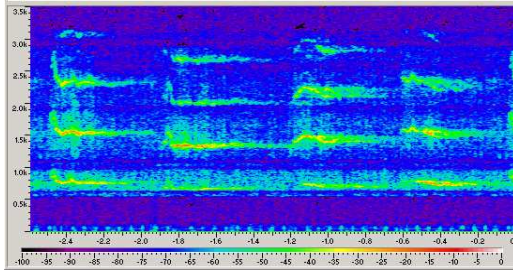


해상 번개에 의한 소음

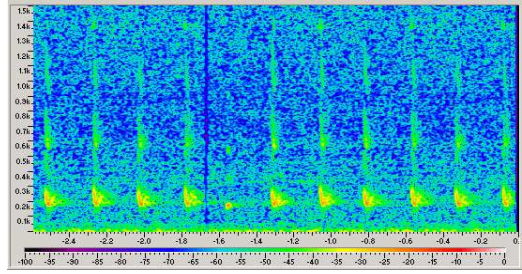


선박에 의한 소음

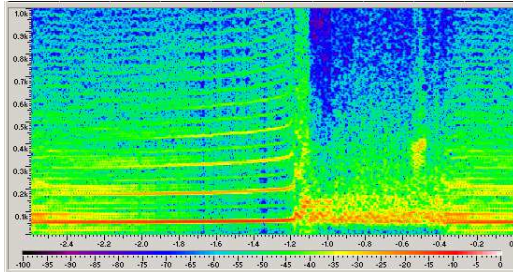
Fig. 2-1 다양한 소음원의 스펙트로그램



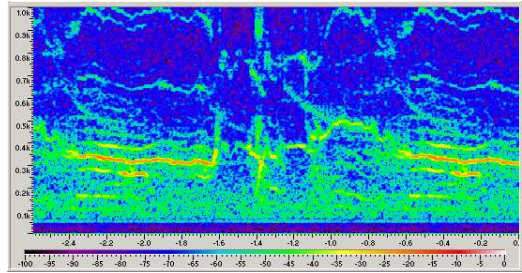
Humpback Whale (흑등고래)



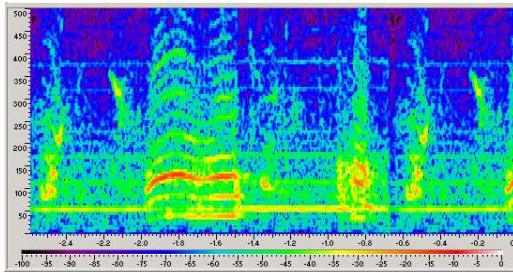
Fin Whale (긴수염고래)



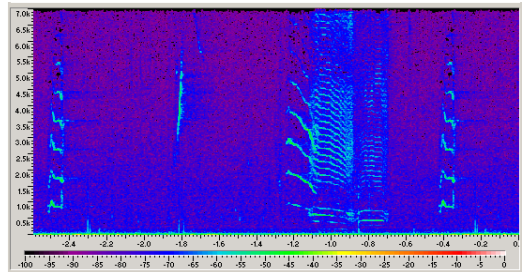
Blue Whale (흰긴수염고래, 대왕고래)



Bowhead Whale (북극고래)



Right Whale (참고래)



Killer Whale (범고래)

Fig. 2-2 고래의 종류별 스펙트로그램

3. 수중소음원의 탐지

3.1 탐지

배경잡음(background noise)은 해양, 그 자체에서 발생하는 잡음을 말한다. 이는 해양 어디에서나 존재하며 무지향성 수신기에 의해서 수신되는 모든 주변 소음의 일부분으로 수신기와 장비 등의 자체소음 및 소음원을 식별할 수 있는 모든 종류의 소음을 제외한 소음이다[5]. 배경잡음이 섞인 미지의 수중소음원을 식별하는 것은 바람직하지 않으므로 수중소음원의 끝점(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 알고리즘으로 음성인식에서 주로 쓰이는 영교차율이 있는데 시간 영역에서 비교적 간단하고 빠르게 끝점을 탐지할 수 있다.

3.2 영교차율

영교차율(Zero-Crossing Rate, ZCR)은 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 식 (3.1)과 같이 정의된다[9].

$$Z_i = \sum_{n=1}^N \frac{|sgn(s_i(n)) - sgn(s_i(n-1))|}{2} \quad (3.1)$$

단, 식 (3.1)에서 $sgn|s_i(n)|$ 은 식 (3.2)와 같다.

$$sgn|s_i(n)| = \begin{cases} 1 & s_i(n) > 0 \\ -1 & s_i(n) < 0 \end{cases} \quad (3.2)$$

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

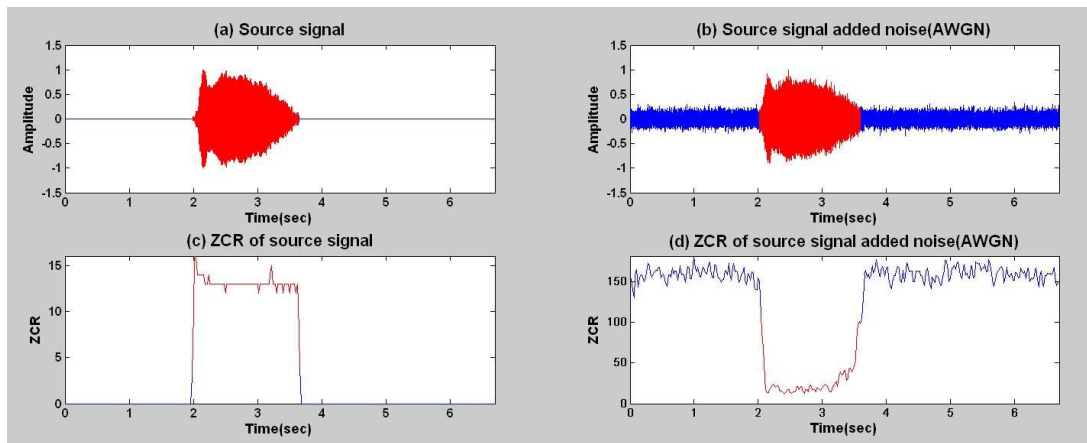


Fig. 3-1 영교차율을 이용한 끝점탐지 결과

Fig. 3-1은 한 수중소음원 신호를 영교차율을 이용하여 끝점을 탐지한 결과를 나타낸 것이다. Fig. 3-1의 (a)는 잡음이 섞이지 않은 신호(시간영역)를 나타내며 (b)는 부가 백색 가우스 잡음(Additive White Gaussian Noise, AWGN) 10 dB가 섞인 신호(시간영역)를 (c)는 (a) 신호의 영교차율, (d)는 (b) 신호의 영교차율을 보여주고 있다. Fig. 3-1의 (a), (b) 그리고 (c), (d)에서 빨간색으로 나타낸 부분이 각각 시간영역에서 신호로 탐지한 부분과 영교차율을 나타낸 것이다.

영교차율은 신호를 20 ms의 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 식별하고 크다면 신호로 식별하게 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.

4. 특징추출 및 패턴비교

4.1 특징추출의 정의

수중소음원의 효과적인 식별을 위해서는 수집한 다양한 소음원 자료를 분석하여, 다른 소음원들과 뚜렷이 구별되는 각 소음원의 특징벡터(feature vector)를 추출하여 표준패턴을 생성하여야 한다. 따라서 소음원의 패턴비교에 있어서 기본이 되는 특징들을 추출하는 것이 중요하다. 특징벡터의 추출은 음성신호의 특성을 수치적으로 나타내기 위한 것이다.

특징벡터는 다양한 음성신호의 분석과 정보 추출 알고리즘의 근본이 된다. 이 벡터는 전형적으로 하나의 고정된 차원을 가지므로 다차원 특징 공간에서는 하나의 포인트로서 생각할 수 있다. 음성신호에 있어서 특징 벡터를 사용하여 표현할 때는 두 가지 접근방법이 사용된다. 첫 번째 접근방법에서 신호는 시간에 대해 작은 구간으로 나누어져 있고 특징벡터는 각각의 구간에서 계산된다. 두 번째 접근방법에서는 전체 파일에 대한 정보를 요약하는 하나의 특징 벡터를 사용하는 것이다[9].

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 탐지된 신호의 특징벡터를 추출하기 위해 힐버트-후앙 변환과 MFCC를 이용하였고 추출된 특징벡터의 차원을 줄이기 위해 카루넨-루베 변환을 이용하였다.

4.2 힐버트-후앙 변환

4.2.1 힐버트-후앙 변환 개요

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 분포 함수와 같은 방법으로는 비선형, 비정상상태의 데이터를 분석하기에 적합하지 않다. 또한 데이터 분석에 가장 일반적으로 사용되는 고속 푸리에 변환(Fast-Fourier Transform, FFT)을 이용한 방법들은 안정된 선형 구간의 무한 반복이란 가정으로 인해 비정상상태 또는 비선형인 데이터에 적용할 경우 스펙트럼(spectrum)에서의 손실(leakage)이 많이 발생하므로 데이터의 수가 너무 적거나, 비정상적일 경우 또는 지진과 등과 같이 순간적으로 존재하는 데이터에 대해서는 적용이 어려웠다.

이와 같은 비선형적이거나 비정상상태의 데이터를 분석하기 위한 방안의 하나로 최근 연구되고 있는 힐버트-후앙 변환(Hilbert-Huang Transform, HHT)은 Huang[10] 등에 의해 1998년 발표되었으며, 바람의 흐름이나 지진의 표면파, 바다의 파도 현상 등 자연현상의 비선형적인 데이터 분석에 최초로 적용되었다.

힐버트-후앙 변환은 시간영역 데이터를 내부 모드 함수(Intrinsic Mode Function, IMF)로 분리하여 시간-주파수-에너지 형태로 나타내어 분석하는 방법이고, 시간영역 데이터에서 내부 모드 함수들을 분리해 내는 경험적인 방법을 경험 모드 분리법(Empirical Mode Decomposition, EMD)이라고 하며 일반적으로 경험 모드 분리법은 시간영역 데이터를 힐버트-후앙 변환에 적용하기 위한 전처리 과정에 사용된다[11].

4.2.2 힐버트-후앙 변환의 장점

비선형, 비정상상태 데이터를 분석하기에 적합한 힐버트-후앙 변환은 데이터를 분석하는데 있어 다음과 같은 장점을 가지고 있다.

- 정밀성 : 데이터를 시간-주파수 형태로 표현하는데 있어서 'Fourier-type'의 방법보다 더욱 정밀한 결과를 제공한다.
- 적응성 : 비선형, 비정상상태 데이터의 분석은 물론이고 선형, 정상상태 데이터의 분석에도 적합하다.
- 정확성 : 데이터의 본질적인(intrinsic) 특성을 보존하고 불확실한 원리로 제한되지 않은 데이터의 미시적인 관점을 제공한다.
- 실행의 용이성 : 소프트웨어나 하드웨어 상으로 구현하기가 쉽다.

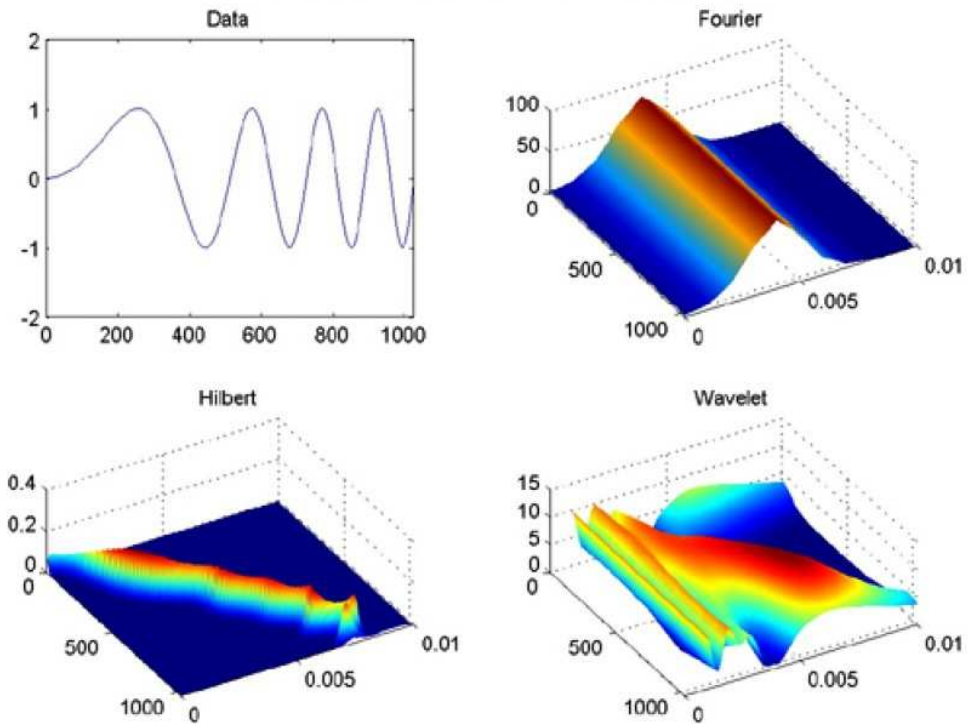


Fig. 4-1 FFT, HHT, Wavelet 방법에 의한 Chirp 신호 분석

Fig. 4-1은 Chirp 신호(시간에 따라 주파수가 변하는 신호)를 세 가지 방법 즉, 고속 푸리에 변환, 힐버트-후양 변환, 웨이블릿 변환을 이용하여 시간-주파수-에너지 형태로 표현한 결과로서 힐버트-후양 변환을 적용한 결과가 다른 방법보다 정확한 것을 알 수 있다. 힐버트-후양 변환을 이용한 결과는 시간에 따라 주파수가 변하고 있는 것을 정확하게 표현하고 있다.

4.2.3 내부 모드 함수

힐버트-후앙 변환은 시간영역 데이터를 내부 모드 함수(intrinsic mode function, IMF)로 분리하여 시간-주파수-에너지 형태로 나타내어 분석하는 방법으로 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[11].

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

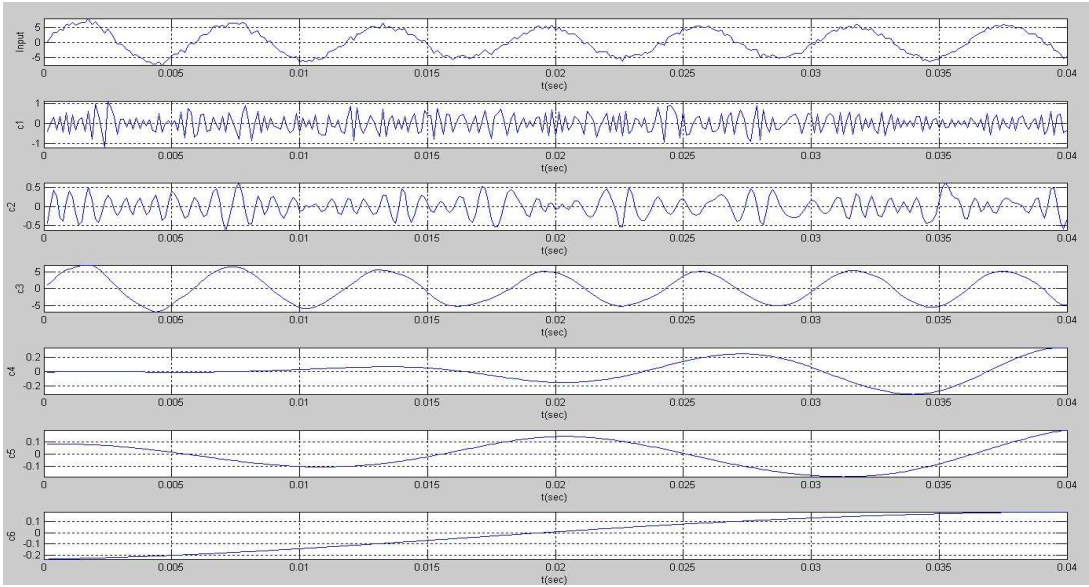


Fig. 4-2 입력 신호로부터 추출된 내부 모드 함수

Fig. 4-2는 어떤 입력 신호(Fig. 4-2의 맨 위 그래프)로부터 경험 모드 분리법을 이용하여 추출된 내부 모드 함수들을 보여준다. 가장 위의 그래프는 입력 데이터의 시간영역 신호이고 두 번째 c1부터 c6까지는 입력 데이터의 1차~6차 내부 모드 함수이다.

4.2.4 경험 모드 분리법

경험 모드 분리법(Empirical Mode Decomposition, EMD)은 내부 모드 함수를 구하는 경험적 방법이며 그 순서는 다음과 같다.

- ① 주어진 데이터 $x(t)$ 의 모든 지역적 극 값(local extrema) 중 최대 값들의 고차 스플라인(spline) 방법을 사용하여 상단 포락선을 구한다.
- ② ①과 같이 모든 지역적 극 값 중 최소 값의 고차 스플라인 하단 포락선을 구한다. 이때, 모든 데이터들은 상, 하단 포락선 안에 있어야 한다.
- ③ 상, 하단 포락선의 순간 평균인 $m(t)$ 를 구하고, 식 (4.1)과 같이 데이터와 $m(t)$ 의 차로 $h(t)$ 를 계산한다.

$$x(t) - m(t) = h(t) \quad (4.1)$$

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 (4.2)에서 나타냈듯이 $c_1(t)$ 는 $x(t)$ 의 첫 번째 내부 모드 함수가 된다.

$$c_1(t) = h(t) \quad (4.2)$$

- ⑤ 식 (4.3)과 같이 $x(t)$ 에서 첫 번째 내부 모드 함수 성분인 $c_1(t)$ 를 뺀 나머지(residual)를 $r_1(t)$ 라 정의한다.

$$r_1(t) = x(t) - c_1(t) \quad (4.3)$$

이 값($r_1(t)$)을 데이터($x(t)$)로 하여 두 번째 내부 모드 함수($c_2(t)$)를 도출하게 된다.

이상의 과정을 반복하여 내부 모드 함수들을 구해낸다. $r_n(t)$ 가 더 이상 내부 모드 함수 조건을 만족할 수 없거나, 진동성분이 거의 없는 경우 반복 과정을 멈춘다.

내부 모드 함수로 분해된 성분들은 식 (4.4)과 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[11].

$$x(t) = \sum_{j=1}^n c_j(t) + r_n(t) \quad (4.4)$$

Fig. 4-3은 위의 과정에서 설명한 경험 모드 분리법의 흐름도이다.

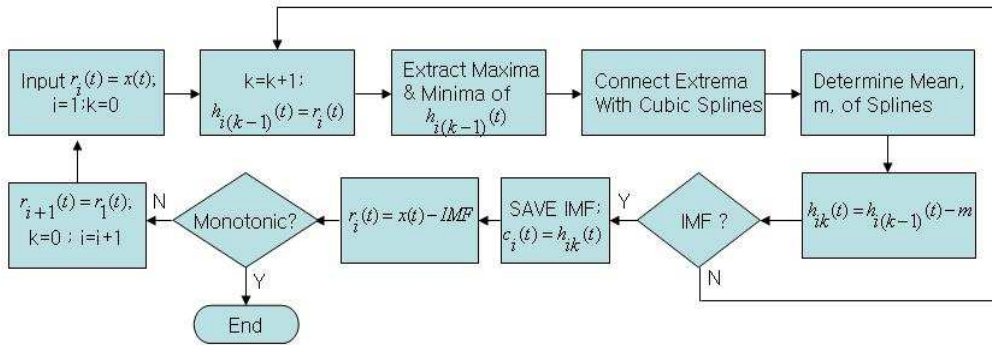


Fig. 4-3 경험 모드 분리법의 흐름도(Flow-chart)

4.2.5 힐버트-후양 변환의 과정

입력 신호 $x(t)$ 를 힐버트-후양 변환하는 과정은 다음과 같다. 먼저 각 내부 모드 함수 $c_j(t)$ 에 대한 힐버트 변환은 식 (4.5)와 같이 정의된다.

$$H[c_i(t)] = \frac{1}{\pi} \int \frac{c_i(t)}{t-\tau} d\tau \quad (4.5)$$

또한 $c_j(t)$ 의 분석 신호(analytic signal) $z_i(t)$ 는 식 (4.6)과 같이 정의된다.

$$z_i(t) = c_i(t) + jH[c_i(t)] = a_i(t)e^{j\Phi_i(t)} \quad (4.6)$$

식 (4.6)에서 $a_i(t)$ 와 $\Phi_i(t)$ 는 각각 분석 신호의 순간 진폭(instantaneous amplitude)과 순간 위상각(instantaneous phase angle)을 나타내며 식 (4.7)과 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{cases} a_i(t) = \sqrt{c_i(t)^2 + H[c_i(t)]^2} \\ \Phi_i(t) = \tan^{-1}\left(\frac{H[c_i(t)]}{c_i(t)}\right) \end{cases} \quad (4.7)$$

순간 주파수(instantaneous frequency)는 식 (4.8)로 나타낼 수 있다.

$$\omega_i = \frac{d(\Phi_i(t))}{dt} \quad (4.8)$$

그리고 원래의 입력 신호 $x(t)$ 는 식 (4.9)와 같은 표현으로 분석된다.

$$x(t) = R\left(\sum_{i=1}^n a_i(t)e^{j\Phi_i(t)}\right) = R\left(\sum_{i=1}^n a_i(t, \omega_i)e^{j\int \omega_i(t) dt}\right) \quad (4.9)$$

식 (4.9)에서 $R(\cdot)$ 은 신호의 실수 부분을 말하며 $a_i(t, \omega_i)$ 는 순간시간 t 와 주파수 ω_i 일 때의 i 번째 내부 모드 함수의 진폭이다. 따라서 입력 신호 $x(t)$ 는 힐버트-후양 변환을 통하여 식 (4.10)과 같이 나타낼 수 있다[12].

$$HHT(\tau, f) = \sum_{i=1}^n a_i(t, \omega_i) = \sum_{i=1}^n a_i(t, 2\pi f_i) \quad (4.10)$$

4.2.6 힐버트-후앙 변환의 예

식 (4.11~14)와 같이 임의로 데이터를 만들어 힐버트-후앙 변환을 적용해 보았다.

$$x_1(t) = \sum_{i=1}^4 e^{-0.1(10^3 t - 12i + 6)^2} \cos(3\pi(10^4 t - 120i + 60)) \quad (4.11)$$

$$x_2(t) = \sum_{i=1}^2 e^{-0.1(10^3 t - 12i + 6)^2} \cos(2\pi(10^4 t - 120i + 60)) \quad (4.12)$$

$$x_3(t) = \sum_{i=1}^2 e^{-0.1(10^3 t - 12i - 18)^2} \cos(2.4\pi(10^4 t - 120i - 180)) \quad (4.13)$$

$$x(t) = x_1(t) + x_2(t) + x_3(t) \quad (4.14)$$

Fig. 4-4는 $x(t)$ 의 시간영역 파형을 나타낸 것인데 크게 네 개의 파형으로 나누어 살펴보면 첫 번째, 두 번째 파형은 식 (4.11~14)에 의해 $x_1(t) + x_2(t)$ 를 나타내고 세 번째, 네 번째 파형은 $x_1(t) + x_3(t)$ 을 나타낸다[12].

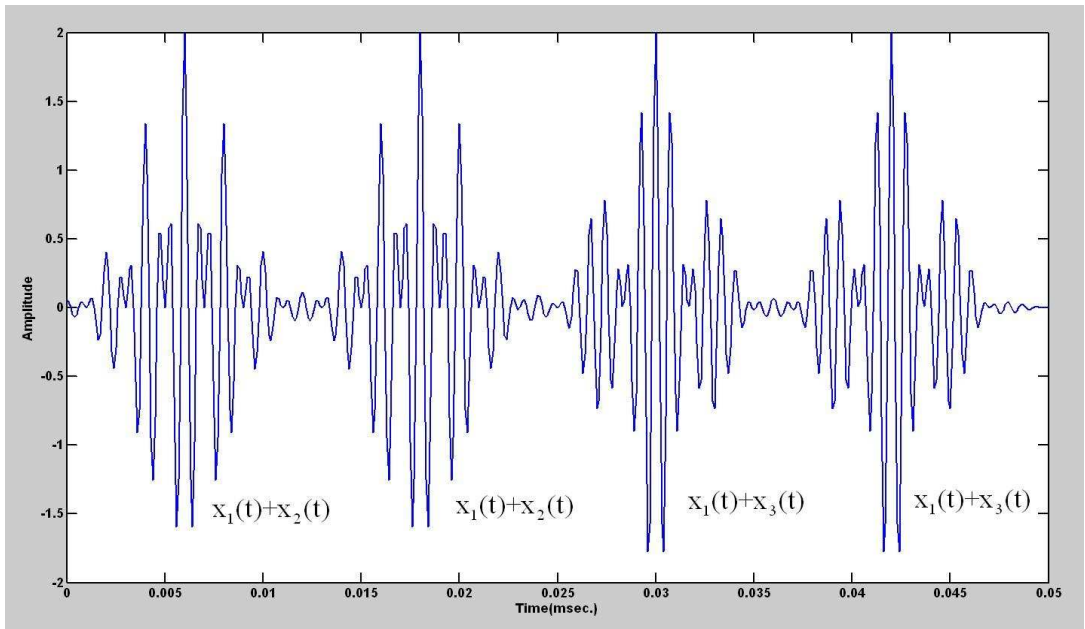


Fig. 4-4 $x(t)$ 의 시간영역 파형

Fig. 4-5는 신호 $x(t)$ 의 스펙트럼을 나타낸 것으로 신호 $x(t)$ 의 주된 주파수 성분이 1 kHz, 1.2 kHz, 1.5 kHz 세 가지 인 것을 확인할 수 있다.

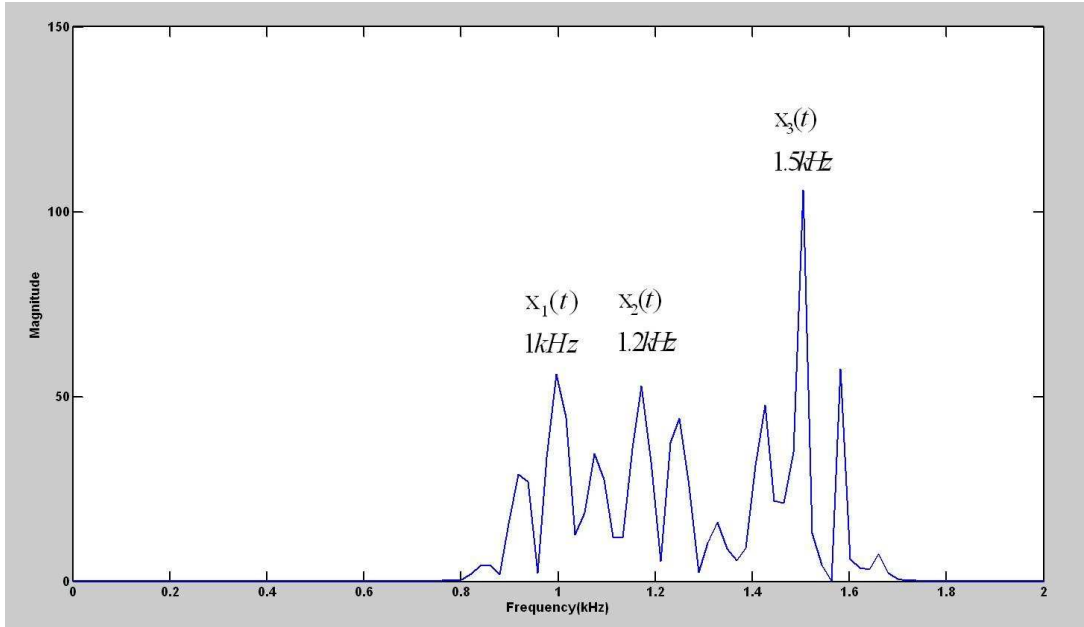


Fig. 4-5 $x(t)$ 의 스펙트럼

Fig. 4-6은 신호 $x(t)$ 로부터 추출된 내부 모드 함수를 나타내고 있으며 가장 위쪽의 그래프부터 아래쪽으로 순서대로 1차~7차 내부 모드 함수를 나타낸다.

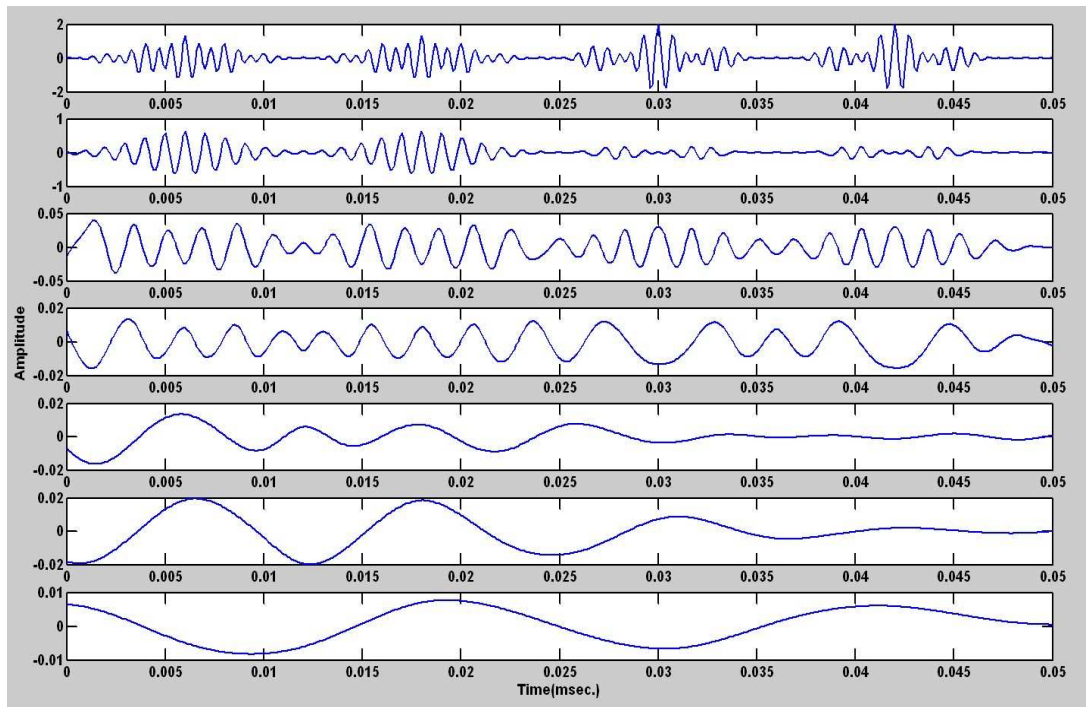


Fig. 4-6 $x(t)$ 로부터 추출된 내부 모드 함수

Fig. 4-7은 신호 $x(t)$ 의 힐버트-후앙 변환의 결과로 시간-주파수-에너지 형태로 표현되는 것을 알 수 있다.

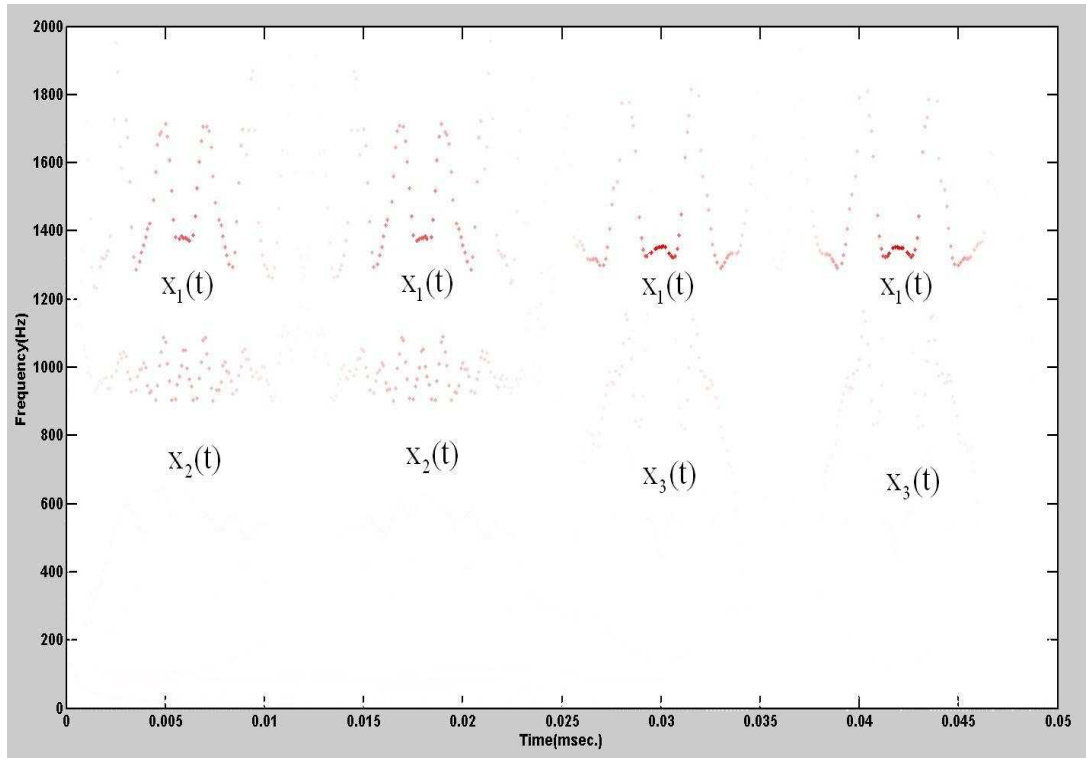


Fig. 4-7 $x(t)$ 의 힐버트-후앙 변환 결과

4.3 MFCC

MFCC(Mel-Frequency Cepstral Coefficients)는 현재 음성 인식에서 널리 사용되고 있는 특징추출 알고리즘으로서 인간의 귀가 저주파 영역에서 민감하고, 고주파 영역에서 둔감한 사실을 이용하여 critical band filter(또는 filter bank)를 통과시킨 것으로 음성인식 분야에서 우수한 성능을 보이고 있는 특징벡터이다. MFCC는 mel 척도를 사용하여 파워 스펙트럼을 표시한 다음, 이로부터 cepstrum을 구해낸 것을 말한다. mel척도란 인간의 청각특성을 고려한 주파수 척도인데 1000 Hz에 1000 mel을 대응하고 이로부터 실험적으로 값을 결정한 것이다. 일반적으로 mel 척도는 1000 Hz이하에서는 물리적인 주파수와 선형적으로 비례하며 그 이상에서는 대수적으로 비례한다[13]. mel 척도와 Hz 단위의 대응 관계는 식 (4.15)와 같이 나타낼 수 있다.

$$F_{mel} = 2595 \log_{10} \left(1 + \frac{F_{Hz}}{700} \right) \quad (4.15)$$

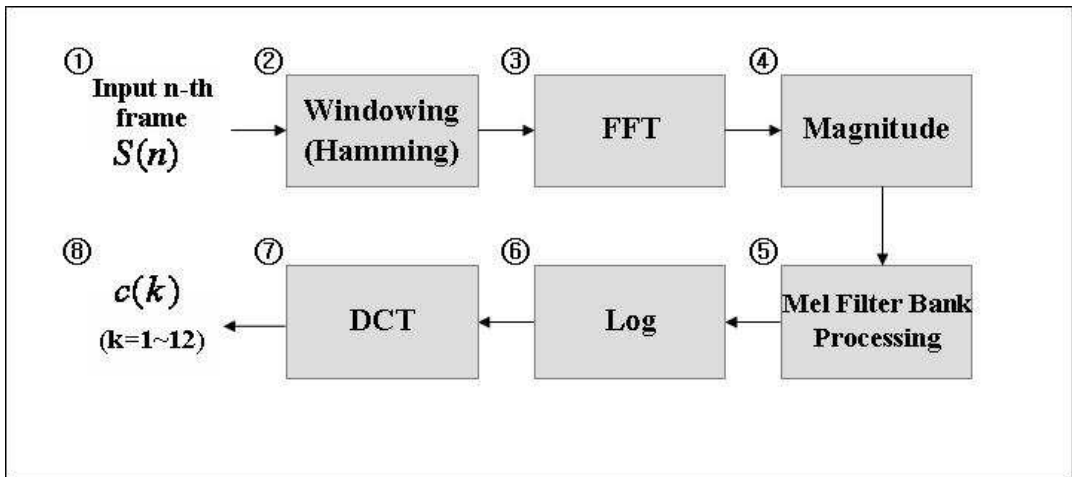


Fig. 4-8 MFCC 추출 과정 흐름도

Fig. 4-8은 MFCC를 구하는 과정을 나타낸 것이다. 시간영역 신호 $S(n)$ 이 입력되면 20 ms의 프레임 길이 단위로 분할한다. 이후 각 분할된 프레임을 50 % 중복(overlap)하면서 각 프레임에 해밍 윈도우(hamming window)를 적용하고 FFT한 후 주파수 대역을 여러 개의 critical band filter로 나누고 각 bank에서의 에너지를 구한다. 밴드 에너지에 로그를 취한 후 이산 코사인 변환(Discrete Cosine Transform, DCT)를 하면 최종적인 MFCC가 얻어진다. 본 논문에서는 1차~12차의 MFCC를 특징벡터로 적용하였다.

critical band filter의 모양 및 중심주파수의 설정 방법은 귀의 청각적 특성을 고려하여 결정된다. 본 논문에서는 Fig. 4-9와 같이 삼각형 모양의 필터를 사용하였으며 중심주파수는 1 kHz까지는 선형적으로 위치하고 그 이상에서는 mel 단위로 분포하는 20개의 bank로 이루어져 있다.

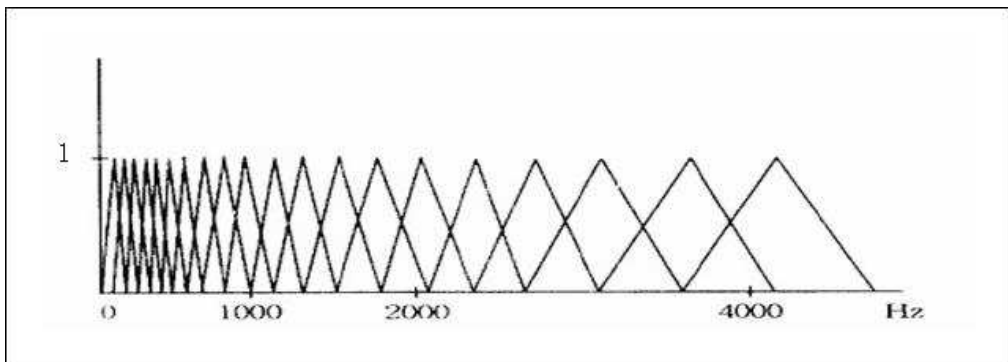


Fig. 4-9 Critical band filter

4.4 카루넨-루베 변환

카루넨-루베 변환(Karhunen-Loeve Transform, KLT)은 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.

- ① 힐버트-후앙 변환의 결과 HHT(t,f)를 $n \times m$ 행렬로 고려한다.
- ② 만약 $n < m$ 일 경우 정방행렬 $\Psi = BB^T$ 을 구성하고 $n > m$ 일 경우 정방행렬 $\Psi = B^T B$ 를 구성한다.
- ③ 정방행렬 Ψ 의 고유치분해(eigendecomposition)를 한 후, 고유치들을 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n \geq 0$ 와 같이 내림차순으로 정렬한다.
- ④ 가장 큰 고유치 값 λ_1 으로 표준화시킨 벡터 v 가 특징벡터가 된다[14].

4.5 패턴비교

패턴비교(pattern comparison)는 관측된 임의의 수중소음원에서 추출한 프레임별 특징벡터와 미리 구축해 놓은 참조데이터의 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 본 논문에서는 유클리드 거리를 적용하여 유사도를 구하여 패턴비교를 수행하였는데 일반적으로 식 (4.16)과 같이 정의된다.

$$D = \|X - Y\| = \sqrt{(X - Y)^T (X - Y)} \quad (4.16)$$

여기서, D 는 유클리드 거리이고 X, Y 는 각각 특징벡터를 나타낸다[15].

5. 시뮬레이션 및 결과

5.1 시뮬레이션 내용 및 방법

본 논문에서 제안한 알고리즘을 적용하여 수중소음원 식별 시뮬레이션을 수행하였다. 시뮬레이션에서 사용된 참조데이터는 인터넷 웹사이트를 통해 수집한 6종류 23가지의 수중소음원 자료를 사용하였으며 그 목록은 Table 5-1을 통하여 알 수 있다. 또한 참조데이터와 비교하여 식별을 할 실험데이터는 참조데이터와 종류는 같지만 다른 소음원 6종류 9가지의 수중소음원 자료를 사용하였는데 이 또한 Table 5-1을 통하여 알 수 있다. 각 신호의 샘플링 주파수는 8 kHz로 하였고 배경잡음은 부가 백색 가우스 잡음(Additive White Gaussian Noise, AWGN)으로 해양잡음을 모델링하였으며 신호대 잡음비는 10 dB로 하였다.

Table 5-1. 수중소음원 자료(참조데이터 및 실험데이터)

List of Reference Data	Number of Sources	Test Noise Source	Number of Sources
Class1 : Blue Whale(1~3)	3	Test) Blue Whale	1
Class2 : Earthquake(1~4)	4	Test) Earthquake(1-2)	2
Class3 : Humpback Whale(1~6)	6	Test) Humpback Whale(1~2)	2
Class4 : Mink Whale(1~3)	3	Test) Mink Whale(1-2)	1
Class5 : Sonar(1~6)	6	Test) Sonar(1~2)	2
Class6 : Carpenter Fish	1	Test) Carpenter Fish	1

본 논문에서 제안한 알고리즘의 상세한 과정은 Fig. 5-1의 순서도를 통하여 알 수가 있다. 먼저 본 논문에서 제시한 방법대로 참조데이터에 대해 힐버트-후양 변환, MFCC 그리고 카루넨-루베 변환을 이용하여 특징벡터를 구성해 놓는다. 실험데이터가 입력이 되면 20 ms길이의 프레임을 나누고 프레임들끼리 50% 중복(overlap)하면서 그 신호를 배경잡음으로부터 분리하는 탐지과정을 영교차율을 이용하여 수행한다. 신호의 끝점이 검출이 되면 탐지된 프레임들을 힐버트-후양 변환과 카루넨-루베 변환을 이용하여 특징을 추출하고 각 프레임 별로 참조데이터의 특징벡터와 유클리드 거리를 이용한 유사도를 측정하여 가장 근접한 참조데이터로 식별을 하게 된다.

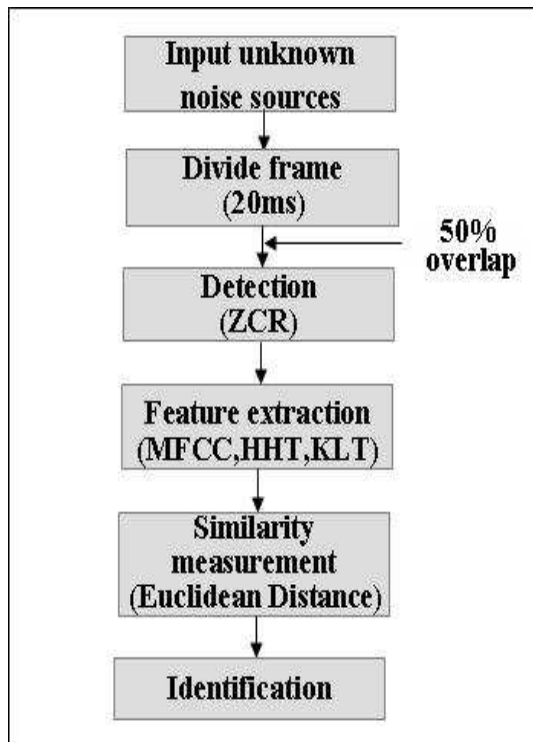


Fig. 5-1 식별 알고리즘의 순서도

5.2 시뮬레이션 결과

Table 5-2와 Table 5-3은 각각 본 논문에서 제안한 힐버트-후양 변환과 MFCC를 이용한 수중소음원 식별 알고리즘으로 9개의 실험데이터에 대해 시뮬레이션 한 결과를 나타낸 것이다.

Table 5-2. 시뮬레이션 결과(HHT & KLT)

Test Noise Source	1 st Identification	2 nd Identification	3 rd Identification
Test) Blue Whale	Class 1 (Blue Whale1) (280 / 667) 42%	Class 1 (Blue Whale3) (120 / 667) 18%	Class 1 (Blue Whale2) (80 / 667) 12%
Test) Earthquake1	Class 2 (Earthquake2) (83 / 321) 26%	Class 2 (Earthquake3) (83 / 321) 26%	Class 2 (Earthquake1) (39 / 321) 12%
Test) Earthquake2	Class 2 (Earthquake2) (35 / 154) 23%	Class 2 (Earthquake3) (32 / 154) 21%	Class 2 (Earthquake4) (28 / 154) 18%
Test) Humpback Whale1	Class 3 (Humpback Whale5) (43 / 142) 30%	Class 3 (Humpback Whale3) (20 / 142) 14%	Class 3 (Humpback Whale3) (7 / 142) 5%
Test) Humpback Whale2	Class 3 (Humpback Whale2) (34 / 120) 28%	Class 5 (Sonar1) (6 / 120) 5%	Class 2 (Earthquake4) (5 / 120) 4%
Test) Mink Whale	Class 4 (Mink Whale3) (67 / 319) 21%	Class 4 (Mink Whale2) (57 / 319) 18%	Class 2 (Earthquake2) (35 / 319) 11%
Test) Sonar1	Class 3 (Humpback Whale2) (15 / 79) 19%	Class 5 (Sonar1) (13 / 79) 16%	Class 3 (Humpback Whale1) (12 / 79) 15%
Test) Sonar2	Class 5 (Sonar3) (29 / 220) 13%	Class 3 (Humpback Whale2) (29 / 220) 13%	Class 3 (Humpback Whale5) (11 / 220) 5%
Test) Carpenter Fish	Class 3 (Humpback Whale2) (8 / 22) 36%	Class 6 (Carpenter Fish) (1 / 22) 5%	Class 1 (Blue Whale2) (1 / 22) 5%

Table 5-3. 시뮬레이션 결과(MFCC & KLT)

Test Noise Source	1 st Identification	2 nd Identification	3 rd Identification
Test) Blue Whale	Class 1 (Blue Whale1) (494 / 667) 74%	Class 1 (Blue Whale3) (80 / 667) 12%	Class 4 (Minkwhale2) (33 / 667) 5%
Test) Earthquake1	Class 2 (Earthquake2) (138 / 321) 43%	Class 2 (Earthquake3) (125 / 321) 39%	Class 2 (Earthquake4) (13 / 321) 4%
Test) Earthquake2	Class 2 (Earthquake2) (46 / 154) 30%	Class 2 (Earthquake3) (39 / 154) 25%	Class 2 (Earthquake4) (34 / 154) 22%
Test) Humpback Whale1	Class 3 (Humpback Whale5) (97 / 142) 68%	Class 3 (Humpback Whale4) (9 / 142) 6%	Class 4 (Mink Whale3) (6 / 142) 4%
Test) Humpback Whale2	Class 3 (Humpback Whale2) (40 / 120) 33%	Class 3 (Humpback Whale3) (32 / 120) 27%	Class 3 (Humpback Whale4) (16 / 120) 13%
Test) Mink Whale	Class 4 (Mink Whale3) (156 / 319) 49%	Class 4 (Mink Whale2) (64 / 319) 20%	Class 1 (Blue Whale3) (38 / 319) 12%
Test) Sonar1	Class 5 (Sonar6) (57 / 79) 72%	Class 5 (Sonar5) (8 / 79) 10%	Class 5 (Sonar3) (7 / 79) 9%
Test) Sonar2	Class 5 (Sonar3) (154 / 220) 70%	Class 5 (Sonar5) (13 / 220) 6%	Class 3 (Humpback Whale4) (7 / 220) 3%
Test) Carpenter Fish	Class 6 (Carpenter Fish) (14 / 22) 64%	Class 1 (Blue Whale1) (2 / 22) 9%	Class 3 (Humpback Whale3) (1 / 22) 5%

위의 결과에서 노란색으로 음영 처리된 부분은 실험데이터가 같은 종류의 참조데이터로 잘 식별되었음을 의미한다. 1st , 2nd, 3rd Identification은 실험데이터와 참조데이터와의 유사도를 비교하여 가장 유사한 상위 세 개의 결과를 의미한다. 그리고 각 셀 안의 퍼센트 수치는 실험데이터가 어느 참조데이터와 가장 유사한지를 나타내는 척도를 나타낸 것으로 예를 들어 Test)Blue Whale의 1st Identification의 '(494/667) 74 %'는 실험데이터 Test)Blue Whale의 프레임 수가 667개이고 그 중 74 %인 494개의 프레임이 Class 1의 Blue Whale1과 가장 유사하다는 것을 의미한다.

위의 시뮬레이션 결과를 분석해보면, 먼저 힐버트-후양 변환을 이용한 알고리즘의 경우 Test) Sonar1과 Test) Carpenter Fish 두 실험데이터를 제외한 나머지 실험데이터에 대해 1st Identification에서 같은 종류의 참조데이터로 식별하였고 MFCC를 이용한 알고리즘의 경우는 모든 실험데이터에 대해 1st Identification에서 같은 종류의 참조데이터로 식별하여 두 경우 모두 우수한 식별성능을 가짐을 확인할 수 있었다. 하지만 식별율을 고려한 식별성능을 비교해 보면 힐버트-후양 변환의 연구사례에서 알려진 장점에도 불구하고 힐버트-후양 변환을 이용한 결과가 MFCC를 이용한 결과에 비해 식별성능이 떨어짐을 확인할 수 있었는데 그 원인은 카루넨-루베 변환을 이용하여 특징벡터의 차원을 줄이는 과정에서 4.2.2절에서 언급한 힐버트-후양 변환의 장점(정밀성, 적응성, 정확성) 또는 특성을 잃게 되어 발생한 결과라고 사료된다.

6. 결 론

본 논문에서는 영교차율을 이용하여 잡음이 섞인 수중소음원 신호에서 신호의 끝점을 검출하고 힐버트-후앙 변환, MFCC 그리고 카루넨-루베 변환을 이용하여 특징벡터를 추출하였으며 유클리드 거리를 적용하여 각 특징벡터간의 유사도를 비교하여 임의의 수중소음원을 식별하는 알고리즘을 제안하였고 제안한 알고리즘을 수집한 데이터에 적용하여 각 알고리즘의 성능을 실험하고 비교해 보았다.

시뮬레이션 결과를 보면 높은 식별율로 같은 종류의 참조데이터로 식별한 결과도 있는 반면 전혀 식별하지 못한 결과도 확인할 수 있었는데 그 이유와 식별율을 높이기 위한 향후과제는 다음과 같다.

- ① 참조데이터의 수가 너무 적다는 것을 첫째 이유로 들 수 있다. 해양에는 무수히 많은 해양물리학적, 해양생물학적 소음원들이 존재하고 또한 각 소음원에도 많은 종류의 다른 특성의 소리들이 존재한다. 흥미 있는 사실을 한 가지 예를 들면 고래들에게도 사투리가 존재한다는 점이다. 같은 종류의 고래라도 서식하는 곳에 따라 여러 가지 사투리가 존재한다는 사실이 밝혀졌는데 이 사실이 한 종류의 소음원에도 많은 종류의 다른 특성의 소리들이 존재한다는 사실과 전혀 무관하지는 않을 것이다. 따라서 가능한 많은 종류의 참조데이터의 특징벡터를 구성해 놓는다면 실험데이터의 식별율이 높아질 것이다.
- ② 저주파의 수중소음원의 경우 주파수 특성이 서로 비슷한 소음원들이 존재한다. 실제로 시뮬레이션을 하면서 여러 소음원들의 스펙트럼을 분석하였는데 주로 저주파 수중소음원, 예를 들어 지진 발생 시 관측된 소리와 Blue Whale의 소리의 스펙트럼은 아주 유사한 형태를 지녔고 소나(Sonar)를 운용할 때 관측된 소리와 Humpback Whale의 소리 또한 스펙트럼의 형태가 유사하였다. 따라서 시간영역 및 주파수영역에서 그 소음원만이 가진 특성을 파악하여 각 소음원별로 특징벡터를 그룹화하고 이 점을 고려하여 식별

한다면 시간 또는 주파수의 한 영역에서 유사한 특성을 가지는 소음원들도 쉽게 구별하여 식별할 수 있을 것이다.

- ③ 영교차율을 이용한 끝점탐지는 비교적 간단하고 성능 또한 우수하지만 데이터의 영교차율과 배경잡음의 영교차율이 거의 같은 경우 탐지를 못하는 문제가 발생하였고 신호대잡음비가 낮은 경우 탐지성능이 눈에 띄게 줄어드는 문제점을 가지고 있다. 따라서 이와 같은 문제점을 극복할 수 있는 방법에 대한 연구가 필요할 것이다.
- ④ 유클리드 거리를 이용하여 두 벡터간의 거리를 유사도로 측정하는 것은 비교적 간단하고 기본적인 방법이나 그에 따른 단점이나 한계도 존재한다. 따라서 패턴인식에서 많이 쓰이고 있는 히든 마르코프 모델(Hidden Markov Model, HMM)이나 신경회로망(Neural Network)과 같은 고급 알고리즘을 적용하여 유사도를 측정한다면 기본 알고리즘을 적용하는 것에 따른 한계를 극복할 수 있을 것이다.

참 고 문 헌

- [1] 김봉채, 최복경, 김대원 (1994), “연안해역에 있어서 고주파 주위잡음에 관한 연구”, 한국해양연구소, 연구보고서 BSPE00370-717-1.
- [2] 김봉채, 최복경 (1993), “해양의 주위잡음에 미치는 강우의 영향에 관한 연구”, 한국해양연구소, 연구보고서 BSPE00303-567-1.
- [3] 김봉채, 최복경, 김대원 (1995), “연안해역에서 관측된 수중 생물잡음의 음향특성”, 한국해양연구소, 연구보고서 BSPE00445-772-1.
- [4] 양성철, 남상원, 정용민, 조용수, 오원천 (1995), “Wavelet 이론과 신경회로망을 이용한 천이 수중 신호의 특징벡터 추출 및 자동 식별”, 한국음향학회지, 제 14권 3호.
- [5] 조환래, 오선택, 오택환, 나정열 (2003), “고차통계 기법과 웨이브렛을 이용한 수중 천이신호 탐지”, 한국음향학회지, 제 22권 8호.
- [6] 임태균, 배건성, 황찬식, 이형욱 (2007), “위그너-빌 분포 함수 기반의 고유치 분해를 이용한 수중 천이 신호 식별”, 한국음향학회지, 제 26권 3호.
- [7] Knudsen (1948), “Underwater ambient noise”, J. Mar. Res., 7.
- [8] Wenz (1962), “Acoustic ambient noise in the ocean : spectra and sources”, J. Acoust. Soc. Am., 34.
- [9] 반지혜, 김기만, 박규식 (2004), “다중 특징 벡터를 이용한 고속 오디오 검색”, 한국음향학회 춘계학술대회논문집, 제 1(s)호.
- [10] Huang N. (1998), “The Empirical Mode Decomposition and the Hilbert

Spectrum for Nonlinear and Non-stationary Time Series Analysis", proceedings. Mathematical. Physical, and Engineering Sciences. Vol. 454.

- [11] 이인재, 이종민, 황요하, 허건수 (2004), "경험 모드 분석법을 이용한 감쇠 진동 신호의 분석", 한국소음진동공학회 추계학술발표논문집.
- [12] Ruqiang Y. and Robert X.G. (2005), "Transient Signal Analysis Based on Hilbert-Huang Transform", proc. of the IMTC(Instrumentation and Measurement Technology Conference).
- [13] 황광봉 (2004), "MFCC와 LPCC를 이용한 음성인식", 석사학위논문, 숭실대학교.
- [14] Fukunaga K. (1990), "Introduction to Statistical Pattern Recognition. Elsevier", 2nd ed., Academic Press, San Diego.
- [15] Tou J.T. and Gonzalez R.C. (1974), "Pattern Recognition Principles", Addison-Wesley Publishing Company.