

PR-QMF Wavelet Transform을 이용한 천이 수중 신호의 특징벡터 추출 기법

Feature Vector Extraction Method for Transient Sonar Signals Using PR-QMF Wavelet Transform

정 용 민*, 최 종 호*, 조 용 수*, 오 원 천**

Yong-Min Jung*, Jong-Ho Choi*, Yong-Soo Cho*, and Won-Tcheon Oh**

이 연구는 94년도 국방과학 연구소의 지원에 의한 결과임

요 약

수중에서 발생하는 천이 신호는 강한 비정상성을 갖고 다양한 천이 신호원이 함께 존재하기 때문에 분석 및 식별에 어려움이 있다. 본 논문에서는 디지털 신호처리 기법을 천이 신호의 분석에 적용하여 특징벡터를 추출하는 기법에 대하여 논하고 기존의 고전적인 방법보다 더 좋은 인식률을 얻을 수 있는 wavelet 변환을 이용한 특징벡터 추출 방법을 제안한다. 모의실험을 통하여 제안된 방법이 고전적인 방법보다 더 적은 특징 벡터 수로도 좋은 성능을 보임을 확인한다. 특히, Daubechies 계수를 필터계수로 하는 PR-QMF wavelet 변환을 이용한 특징벡터 추출 방법은 구현방법이 용이하고 잡음 환경 하에서도 우수한 성능을 보인다.

ABSTRACT

Transient signals in underwater show several characteristics, that is, short duration, strong nonstationarity, various types of transient sources, which make it difficult to analyze and classify transient signals. In this paper, the feature vector extraction method for transient SONAR signals is discussed by applying digital signal processing methods to the analysis of transient signals. A feature vector extraction methods using wavelet transform, which enable us to obtain better recognition rate than automatic classification using the classical method, are proposed. It is confirmed by simulation that the proposed method using wavelet transform performs better than the classical method even with smaller number of feature vectors. Especially, the feature vector extraction method using PR-QMF wavelet transform with the Daubechies coefficients is shown to perform well in noisy environment with easy implementation.

Keyword: 천이 수중 신호, 특징벡터 추출, PR-QMF 변환

I. 서 론

과거 소나운용자에 의해 수동으로 이루어져 왔던 수중에서의 실시간 표적탐지 및 식별을 자동화하기 위해서는 특징벡터 추출과 자동식별의 두 분야에서의 연구가 필요

하다^{[1][2][3]}. 그러나 수중에서 발생하는 천이 신호는 다음의 몇 가지 특성에 의해 특징벡터 추출에 어려움이 있다. 첫째 일반적으로 짧은 시간 동안 존재하고, 강한 비정상성을 갖고 있으며, 둘째 같은 소음원으로 부터 발생된 신호라도 소음원의 상태, 전달 특성에 의해 크게 변화하며, 셋째 수많은 종류의 천이 소음원이 존재하고 또한 이들이 함께 존재 가능하기 때문이다. 이러한 천이 신호의 자동식별을 위하여 기존의 고전적인 방법에서는 시간정보를 포함한 특징벡터(중심주파수, 대역폭, 에너지, AR 계

* 중앙대학교 전자공학과
Dept. of Electronic Engineering, Chung-Ang University
** 국방과학연구소
Agency for Defense Development(Chinhae)

접수일자: 1996년 1월 10일

수, cepstral 계수)를 사용하였는데, 보다 적은 수의 특징 벡터로 우수한 인식을 갖는 추출 기법에 대한 연구가 이루어져 왔다¹⁾.

천이 신호의 특징벡터를 추출하는 방법으로서 비정재성 신호의 분해에 적합한 방법인 wavelet 변환을 이용할 수 있다²⁾³⁾. Wavelet 변환은 신호를 주파수 대역에 따라 다른 창함수로 분해하므로 고주파 대역에서 높은 시간 해상도를 갖고 저주파 대역에서 높은 주파수 해상도를 갖게 한다. 이러한 다해상도를 갖는 wavelet 변환은 음성코딩이나 영상코딩에 적합한 기법으로 알려져 최근 이 분야에 널리 사용되고 있다.

본 논문에서는 wavelet 변환을 천이 수중 신호의 자동 식별을 위한 특징벡터 추출 기법으로 이용할 경우 고려해야 될 사항과 장·단점에 대하여 논한다. 특히, Daubechies 계수를 필터계수로 하는 PR-QMF wavelet 변환을 이용하여 특징벡터를 추출하는 방법을 제안하며 이를 고전적인 특징벡터 추출 기법, Gabor wavelet 변환과 비교 평가한다⁴⁾⁵⁾. 모의 실험에서는 여러 다른 환경(SNR)에서 천이 신호원의 특징벡터를 본 논문에서 제안된 방법을 사용하여 구하고 신경회로망을 이용하여 각 방법의 인식을 비교한다.

II. Gabor Wavelet 변환을 이용한 특징벡터 추출

천이 수중 신호와 같이 지속시간이 짧고 비정재성을 갖는 신호의 특징을 표현하는데 있어서 wavelet 변환을 사용하는 것이 적합하며 여기에 필요한 이산 wavelet 변환은 다음과 같이 정의 된다⁴⁾⁵⁾.

$$d_{j,k} = \int f(t) \psi_{j,k}^*(t) dt \tag{1}$$

여기서

$$\psi_{j,k}(t) = a_0^{-\frac{j}{2}} \psi(a_0^{-j}t - kT) \tag{2}$$

식(1)에서 $\psi(t)$ 는 원형 wavelet 이며 $\psi_{j,k}$ 는 $\psi(t)$ 를 천이(shift)와 확장(dilation)에 의하여 구해진다. 계수 구현을 더욱 용이하게 하기 위해 $a_0=2$ 로하는 dyadic wavelet 변환은 다음과 같이 주어진다.

$$d_{j,k} = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \int f(t) \psi^*\left(\frac{t}{2^j} - kT\right) dt \tag{3}$$

여기서

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{-\frac{j}{2}} \psi(2^{-j}t - kT) \tag{4}$$

결국 식(3)의 $d_{j,k}$ 가 인식단의 입력에 사용될 특징벡터가 된다.

원형 wavelet으로 식(5)과 같은 Gabor wavelet 함수를

선택하고, 샘플데이터에 따라 변화하는 지속시간을 정규화시키기 위해 식(5)를 다시 정의한(modified) 연속 Gabor wavelet은 식(6)과 같다.

$$\psi(t) = e^{j\omega_0 t} e^{-\frac{t^2}{2b}} \tag{5}$$

$$\psi\left(\frac{t}{a}\right) = e^{j\omega_0 \frac{t}{a}} e^{-\frac{t^2}{2b}} \tag{6}$$

인식을 향상을 위하여 초기치 주파수 ω_0 를 변화하여 주변 주파수 성분도 포함할 수 있도록 wavelet 계수들을 평균하여 특징벡터를 추출할 수 있다. 본 논문에서는 80%, 90%, 100%의 ω_0 를 갖는 dyadic wavelet을 평균하여 특징벡터를 추출하였다.

그림 1과 같은 전형적인 dyadic wavelet 변환의 샘플 위치에서 특징벡터를 추출할 경우, 그림 2의 첫번째 단계에서 길이가 N인 천이 신호 f(n)을 길이가 같게 조정된 Gabor wavelet 함수로 convolution하여 1개의 계수를 추출할 수 있다. 이 때의 Gabor 함수의 scale factor는 $a=2^6$ 이 되고, 샘플링 주파수가 F_s 인 경우에 추출한 계수는 F_s/a 의 주파수 성분을 나타내게 된다. 두번째 단계에서 신호를 길이가 N/2인 신호로 나누어서 wavelet 함수로 convolution하면 2개의 계수를 추출할 수 있다. 이 때 $a=2^5$ 이고 F_s/a 의 주파수 성분을 나타낸다. 이와 같은 방법을 반복하여 주파수 별로 원소수가 다른 계수들을 추

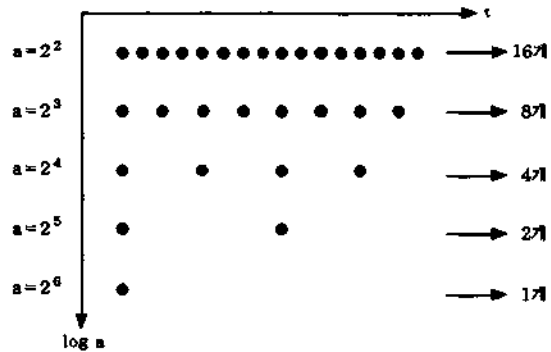


그림 1. Dyadic wavelet 변환의 계수들의 샘플점
Fig 1. Sampling point for the coefficients in dyadic wavelet transform

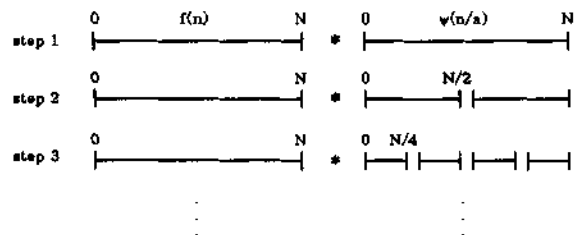


그림 2. Gabor wavelet 변환을 이용한 특징벡터 추출 과정
Fig 2. Process of feature vector extraction using Gabor wavelet transform

출할 수 있고, 여기서 구한 계수들이 인시단의 입력에 사용할 특징벡터가 된다.

III. PR-QMF Wavelet 변환을 이용한 특징벡터 추출

이산 wavelet 변환을 계산하는 다른 방법으로 필터 bank를 이용하는 subband 코딩방법이 있다. 이 방법은 유성 압축기법으로 개발되었으며 다차원 신호로 확장하여 영상 신호 압축에도 널리 응용되고 있다. 완벽한 복원(perfect reconstruction)을 위한 QMF(quadrature mirror filters)가 subband 코딩에 적합한 방법으로 제안되었으며^[6], 본 절에서는 이를 이용한 천이 수중 신호의 특징벡터 추출 기법에 대하여 논한다.

원래의 신호 $f(n)$, $n \in Z$ 를 충격과 응답이 $h_0(n)$ 인 half-band 저역통과 필터를 이용하여 더 낮은 해상도의 신호를 얻을 수 있고 Nyquist 법칙에 따라 이 신호를 2배 subsampling을 할 수 있다. 식(7)은 그 결과를 나타낸 것이다.

$$y_0(n) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} h_0(k) f(2n-k) \quad (7)$$

동일한 방법으로 충격과 응답이 $h_1(n)$ 인 half-band 고역통과 필터를 이용하여 $f(n)$ 의 half-band 고주파 영역에 대한 신호를 구할 수 있다.

$$y_1(n) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} h_1(k) f(2n-k) \quad (8)$$

만약, $h_0(n)$ 과 $h_1(n)$ 이 이상적인 필터라면 식(7), (8)은 신호 $f(n)$ 를 완벽하게 표현한 것이 되고, 이는 $\frac{\sin(t)}{t}$ 필터를 사용한 wavelet 변환의 첫번째 단계를 나타내는 것이 된다.

한편 subsampling된 $y_0(n)$ 과 $y_1(n)$ 으로 원래의 신호를 다시 복원할 수 있는데, 이때 이상적인 필터를 사용하지 않고도 완벽한 복원을 할 수 있다^[7]. 이 경우 합성에 쓰이는 필터는 분해에 사용한 필터와 동일하고 고역통과 필터와 저역통과 필터의 관계는 다음과 같이 주어진다.

$$h_1(L-1-n) = (-1)^n h_0(n) \quad (9)$$

여기서 L은 필터의 길이이다. 즉, $f(n)$ 의 복원은 다음과 같이 주어진다.

$$f(n) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} [y_0(k) h_0(2k-n) + y_1(k) h_1(2k-n)] \quad (10)$$

식(7), (8)에서와 같이 $f(n)$ 을 직교 필터를 사용하여 1/2의 sampling rate와 1/2의 해상도를 갖는 2개의 신호

로 분해하는 과정을 $y_0(n)$ 에 대해서도 반복할 수 있고 여기서 구한 더 작은 해상도를 갖는 신호에 대해서도 계속 반복할 수 있다. 이와 같은 반복 과정을 거친 신호들 중에 고역통과 필터를 거친 신호의 수파수 분포는 wavelet 변환의 수파수 분포와 같다.

2절에서 기술한 이산 wavelet 변환과 본 절에서 기술한 이산 wavelet 변환의 주요한 차이점은 저역통과 필터와 연결된 고역통과 필터가 wavelet의 역할을 하는 것이다. 이 필터의 역할은 옥타브(octave) band 필터의 역할과 같기 때문에 결국, 이는 dyadic wavelet 변환(DyWT)을 행한 결과와 같다.

인접 해상도 간의 scaling 함수와 wavelet 함수의 관계는 다음과 같다^[8].

$$\varphi(t) = \sum_n h_0(n) \varphi(2t-n) \quad (11)$$

$$\psi(t) = \sum_n h_1(n) \varphi(2t-n) \quad (12)$$

여기서 $h_0(n)$ 과 $h_1(n)$ 의 적절한 선정이 scaling 함수와 wavelet 함수를 결정하는데 중요한 역할을 하며, 신호의 분석 및 합성에 있어서 직교와 regularity 특성을 갖는 filter의 설계가 필요하다. 본 논문에서는 Daubechies가 구한 필터 계수를 이용하여 특징벡터를 추출하였다.

식(8)의 $y_1(n)$ 은 wavelet 계수 $d_{1,n}$ 으로 나타낼 수 있고 $y_0(n)$ 을 고역통과 필터를 통과한 신호는 wavelet 계수 $d_{2,n}$ 으로 나타낼 수 있다. 그 밖의 다른 해상도의 신호에 대해서도 마찬가지로 표시할 수 있으므로, 일반적인 형태로 표시하면 $d_{m,n}$ 로 주어진다. 원래의 신호 $f(t)$ 를 wavelet 계수를 사용하여 표현하면 다음과 같다.

$$f(t) = \sum_m \sum_n d_{m,n} \psi_{m,n}(t) \quad (13)$$

위 식은 대역 통과 특성을 갖는 wavelet 함수만을 이용한 것이므로 완벽한 신호 복원을 위하여 무한한 해상도까지 계산해야 한다. 실제 구현에 용이하게 하기 위하여 다음에 정의된 scaling 계수를 이용하여 이를 다시 표현할 수 있다.

$$c_{l,n} = \frac{1}{a_0^{l/2}} \int f(t) \varphi(a_0^{-l}t - nb_0) dt \quad (14)$$

Scaling 함수는 저역통과 특성을 갖고 있으므로 1개의 저역 통과 부분과 유한한 L개의 대역 통과 부분의 합으로 원래의 신호 $f(t)$ 를 다음과 같이 구할 수 있다.

$$f(t) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} c_{l,n} a_0^{-\frac{l}{2}} \varphi\left(\frac{t}{a_0^l} - nb_0\right) + \sum_{m=1}^L \sum_{n=-\infty}^{\infty} d_{m,n} a_0^{-\frac{m}{2}} \psi\left(\frac{t}{a_0^m} - nb_0\right) \quad (15)$$

위에 기술된 2-band PR-QMF bank를 이용하여 천이 신호 wavelet 계수를 그림 3과 같은 과정으로 구할 수 있다. 첫번째 단계에서는 길이가 N인 천이 신호 $f(n)$ 을 half-band 필터를 이용한 decimation을 통하여 길이가 N/2인 저역통과 신호와 고역통과 신호로 분리해 낸다. 여기서 구한 고역통과 신호가 scale factor $a=2^2$ 에서의 wavelet 변환 계수 값들이 되고, 이 신호를 그림 1에서와 같은 수의 계수로 샘플링할 수 있다. 이 때 고역통과 신호의 시간에 대한 정보를 포함시키기 위해서 고역통과 신호를 $L=16$ 개의 구간으로 나누고 각 구간에서 계수를 평균하여 L개의 대표 계수를 만든다. 따라서 Gabor wavelet 변환에서 구한 원소의 수와 일치한다. 두번째 단계에서는 첫째 단계에서 구한 길이가 N/2인 저역통과 신호를 길이가 N/4인 저역통과 신호와 고역통과 신호로 분리한다. 여기서 고역통과 신호가 $a=2^3$ 에서의 wavelet 변환 계수가 된다. 이 신호를 그림 1에서와 같은 수의 계수로 만들기 위해 L/2의 구간으로 나누어 첫번째 단계와 마찬가지로 L/2개의 대표 계수를 구한다. 세번째 단계에서도 두번째 단계의 저역통과 신호를 분해하여 구한 고역통과 신호를 L/4의 구간으로 나누어 L/4개의 대표 계수를 구한다.

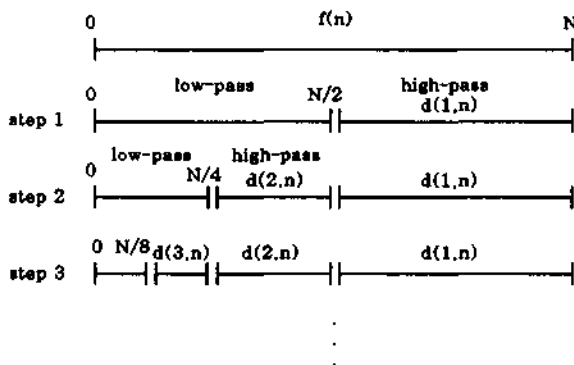


그림 3. PR-QMF wavelet 변환을 이용한 특징벡터 추출 과정
Fig 3. Process of feature vector extraction using PR-QMF wavelet transform

이와 같은 과정으로 계수들을 구하여 자동인식단의 입력으로 사용할 특징벡터를 얻을 수 있다. 그림 4와 같이 PR-QMF wavelet 변환을 이용한 방법에서는 각 구간에서의 계수들을 모두 평균하여 대표 계수를 구하므로 해당 주파수 대역의 전체적인 시간 정보를 포함하게 되며, Gabor wavelet 변환을 이용한 방법에서는 특정한 샘플 위치에서만 convolution하여 특징벡터를 추출하기 때문에 시간 정보의 일부만 포함한다. 따라서 잡음 환경의 천이 신호 분석에 있어서 PR-QMF wavelet 변환 방법의 이용이 Gabor wavelet 변환을 이용하는 경우에 비해 더 좋은 결과를 가져올 수 있다.

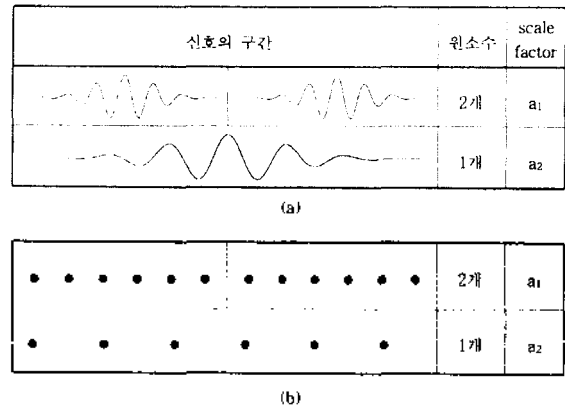


그림 4. Wavelet 변환을 이용한 특징벡터 추출 방법의 비교
(a) Gabor wavelet 변환 (b) PR-QMF wavelet 변환
Fig 4. Comparison of feature vector extraction methods using
(a) Gabor wavelet transform and
(b) PR-QMF wavelet transform

IV. 모의실험

본 모의실험에서는 특징벡터 추출기법의 성능 비교를 위하여 천이 수중 신호원에 수중배경 잡음(ambient noise) (SNR 10dB, 5dB, 0dB, -5dB, -10dB)을 추가하여 각 추출 기법으로 추출한 특징벡터에 대한 인식률을 비교하였다. 여기서 사용된 천이 수중 신호원은 Traco에서 제작한 standard transient data set I과 천이 신호를 모델링한 data로 구성되어 있다. Standard transient data set I은 100ms-1800ms의 지속시간을 갖는 수중 천이 신호(seismic, biological)로 구성되어 있으며 25KHz로 샘플링되었다. 또한 각 샘플은 16 bits(1 부호 bit, 15 data bits)로 구성되어 있다. 본 모의실험의 특징벡터 추출과 자동 식별을 위하여 사용된 data class와 샘플수는 표1에 주어져 있다. 표2에서는 2, 3절에서 기술한 wavelet 변환

표 1. 모의실험에 사용한 천이 수중 신호의 data class
Table 1. Data classes of transient signals used for simulation

No.	class	description	# of data
1	geological	seismic	4
2	biological	cowfish	4
3	biological	pilotwhale	4
4	biological	spermwhale	4
5	biological	toadfish	4
6	biological	triggerfish	4
7	non-threat	CW	4
8	non-threat	LFM	4
9	non-threat	can	4
10	non-threat	balloon	4
11	non-threat	hull-popping	4
12	non-threat	hammer	4
13	threat	rocket	4
14	threat	whistle-rocket	4

표 2. scale factor에 따른 wavelet 계수의 element 수(총 32개)
Table 2. Number of elements in wavelet coefficients when the scale factor varies(total 32)

the number of coefficients	a	f(Hz) ($f_s = 20\text{KHz}$)
16	2^2	5000
8	2^3	2500
4	2^4	1250
2	2^5	625
1	2^6	313
1	2^7	156

을 사용하여 추출한 전체 32개의 특징벡터와 이에 해당하는 scale factor와 주파수를 보여주며, 이 경우 사용된 wavelet 계수의 갯수를 나타낸다.

인식률 비교를 위한 신경 회로망으로 다층망 perceptron을 사용하였고, 학습 방법은 출력층 오차의 자승치를 최소화하는 방향으로 중간층과 출력층 사이의 결합계수를 수정하고, 입력층과 중간층을 연결하는 결합계수를 수정하는 역전파(back propagation)을 사용하여 인식률 평가에 사용하였다¹⁹⁾. 신경회로망은 20개의 노드를 갖는 1개의 은닉층을 갖고 있으며 local minimum에 빠지는 것을 방지하기 위해 수정모멘트법과 학습속도의 개선을 위하여 일괄 수정법을 적용하였다. 여기서 시그모이드 함수의 기울기는 1.6α , β 는 모두 0.5로 하였다.

각 신호원에 수중배경잡음(SNR 10dB, 5dB, 0dB, -5dB, -10dB)이 존재할 때 고전적인 방법과 두 가지 wavelet 변환을 이용한 방법으로 추출한 특징벡터의 인식률을 구하였다. 표3은 고전적인 특징벡터 중 중심주파수(DT), 대역폭(BW), 평균주파수(AT)를 조합한 계수 60개에 대한 인식률이다. 표4는 Gabor wavelet의 식(5)

표 3. 고전적인 방법을 사용할 경우 각 SNR에 따른 인식률(60개 특징벡터)

Table 3. Recognition vs. SNR when classical methods are used(60 elements)

DT, BW, AT	10dB	5dB	0dB	-5dB	-10dB
seismic	100	100	100	100	100
cowfish	100	100	100	100	50
pilotwhale	50	100	50	0	0
spermwhale	100	50	100	0	50
toadfish	100	100	100	50	0
triggerfish	0	50	0	0	0
CW	100	100	100	100	100
LFM	100	100	100	100	50
can	50	50	0	100	100
balloon	50	0	0	0	0
hull-pop	100	100	100	50	0
hammer	100	100	100	50	50
rocket	100	100	100	50	100
w-rochet	100	100	100	100	100
총계	82.14	82.14	75.00	57.14	50.00

에서의 m_0 를 80%, 90%, 100%에 대하여 각각 구한 계수들을 평균하여 인식률의 입력으로 사용하여 구한 인식률이다. 표5는 12-tap Daubechies 계수의 wavelet 변환을 이용한 특징벡터에 대한 인식률이나, 여기서 고전적인 특징벡터의 인식률보다 wavelet 변환을 이용한 특징벡터의 인식률이 적은 계수로도 우수함을 알 수 있다. 특히 Daubechies 계수를 이용한 PR-QMF방법이 Gabor wavelet transform 방법보다 SNR 0dB, -5dB, -10dB의 잡음환경하에서 좋은 인식률을 보임을 알 수 있다.

표 4. 각 SNR에 따른 Gabor wavelet 변환을 사용할 경우 각 SNR에 따른 인식률(32개 특징벡터)

Table 4. Recognition vs. SNR when Gabor wavelet transform are used(32 elements)

Gabor	10dB	5dB	0dB	-5dB	-10dB
seismic	100	100	100	100	100
cowfish	100	100	100	100	50
pilotwhale	50	50	50	50	0
spermwhale	100	100	50	50	0
toadfish	100	100	100	0	0
triggerfish	50	50	0	0	50
CW	100	100	100	50	0
LFM	100	100	100	100	50
can	100	100	50	50	100
balloon	100	100	100	50	0
hull-pop	100	100	100	50	0
hammer	100	100	100	100	100
rocket	100	100	100	50	0
w-rochet	100	50	100	100	50
총계	92.86	89.29	82.14	60.71	35.71

표 5. 각 SNR에 따른 Daubechies wavelet 변환을 사용할 경우 각 SNR에 따른 인식률(32개 특징벡터)

Table 5. Recognition vs. SNR when Daubechies wavelet transform are used(32 elements)

Daubechies	10dB	5dB	0dB	-5dB	-10dB
seismic	100	100	100	100	100
cowfish	100	100	100	100	50
pilotwhale	50	50	50	0	50
spermwhale	100	100	100	100	100
toadfish	100	100	100	50	100
triggerfish	50	0	0	0	50
CW	100	100	100	100	100
LFM	100	100	100	100	100
can	100	100	50	100	100
balloon	100	100	100	100	0
hull-pop	100	100	100	100	50
hammer	100	100	100	100	100
rocket	100	100	100	100	100
w-rochet	100	100	100	100	100
총계	92.86	89.29	89.29	82.14	78.57

V. 결 론

본 논문에서는 수중에서 발생하는 천이 신호의 자동식별을 위한 특징벡타 추출기법에 대하여 논하였다. 여기서 기존의 고전적인 특징벡타 추출방법이나 Gabor wavelet 변환을 이용한 특징벡타 추출 방법보다 본 논문에서 제안한 Daubechies 계수를 필터계수로 하는 PR-QMF wavelet 변환을 이용한 특징벡타 추출 방법이 수중배경 잡음을 부가한 천이 신호의 식별에 더 적절한 방법임을 모의 실험에서의 인식률 비교로 확인하였다. 그러나 본 논문에서는 천이 신호의 존재 구간을 미리 알고 있고, 주어진 천이 신호의 소음원이 유한 개만 존재하며, 동시에 둘 이상의 소음원이 존재하지 않는다는 가정하에서 특징벡타의 추출이 이루어졌으므로 앞으로 이런 상황하에서의 특징벡타의 구성에 대한 연구가 필요하다.

참 고 문 헌

1. Traco Project No. 035-761, "Automated Transient System IR&D Study," *Traco Applied Science, Inc.*, Jan. 1989.
2. A. Kundu, G. C. Chen, and C. E. Persons, "Transient Sonar Signal Classification Using Hidden Markov Models and Neural Nets," *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, vol. 19, no. 1, Jan. 1994.
3. J. Ghosh, L. Deuser, and S. Beck, "A Neural Network Based Hybrid System for Detection, Characterization and Classification of Short-Duration Oceanic Signals," *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, vol 17, no. 4, pp. 351-363, 1992.
4. O. Rioul and M. Vetterli, "Wavelets and Signal Processing," *IEEE Signal Processing Magazine*, pp. 14-38, Oct. 1991.
5. I. Daubechies, "The Wavelet Transform, Time-Frequency Localization and Signal Analysis," *IEEE Trans. on Info. Theory*, Vol. 36, No. 5, pp. 961-1005, Sep. 1990.
6. M. Vetterli and D. LeGall, "Perfect Reconstruction FIR Filter Banks: Some Properties and Factorization," *IEEE Trans. ASSP*, Vol. 37, No. 7, Jul 1989.
7. M. Vetterli, "Filter Banks Allowing Perfect Reconstruction," *Signal Processing*, Vol. 37, No. 7, pp. 1057-1071, Jul. 1989.
8. A. N. Akansu and R. A. Haddad, *Multiresolution Signal Decomposition*, Academic Press, Inc. 1992.
9. J. M. Zurada, *Introduction to Artificial Neural Systems*, West Publishing Company, 1992.

▲鄭 鎔 敏(Yong Min Jung)

한국음향학회지 제14권 3호 참조

1995년 8월 : 중앙대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)

1995년 9월~현재 : 삼성전자 정보기기본부 멀티미디어사업부 NOTE PC 개발파트 주임연구원

▲崔 鍾 鎭(Jong Ho Choi)

1970년 3월 28일생

1996년 2월 : 중앙대학교 전자공학과 졸업(공학사)

현재 : 중앙대학교 대학원 전자공학과 석사과정

▲趙 鎔 洙(Yong Soo Cho)

한국음향학회지 제14권 3호 참조

현재 : 중앙대학교 전자공학과 부교수

▲吳 元 天(Won Tcheon Oh)

한국음향학회지 제14권 3호 참조

현재 : 국방과학연구소 수중음향신호처리연구실 선임연구원