

베이지 분류기를 이용한 수중 배경소음하의 과도신호 분류

김주호* · 복태훈* · 팽동국* · 배진호* · 이종현* · 김성일**

*제주대학교 해양시스템공학과

**국방과학연구소

Classification of Transient Signals in Ocean Background Noise Using Bayesian Classifier

Juho Kim*, Tae-Hoon Bok*, Dong-Guk Paeng*, Jinho Bae*, Chong Hyun Lee* and Seongil Kim**

*Department of Ocean System Engineering, Jeju National University, Jeju, Korea

**Agency for Defense Development, Jinhae, Korea

KEY WORDS: Ocean transient signal 수중과도신호, Bayesian classifier 베이지 분류기, Principle component analysis 주성분 분석, Underwater noise 수중소음

ABSTRACT: In this paper, a Bayesian classifier based on PCA (principle component analysis) is proposed to classify underwater transient signals using 16th order LPC (linear predictive coding) coefficients as feature vector. The proposed classifier is composed of two steps. The mechanical signals were separated from biological signals in the first step, and then each type of the mechanical signal was recognized in the second step. Three biological transient signals and two mechanical signals were used to conduct experiments. The classification ratios for the feature vectors of biological signals and mechanical signals were 94.75% and 97.23%, respectively, when all 16 order LPC vector were used. In order to determine the effect of underwater noise on the classification performance, underwater ambient noise was added to the test signals and the classification ratio according to SNR (signal-to-noise ratio) was compared by changing dimension of feature vector using PCA. The classification ratios of the biological and mechanical signals under ocean ambient noise at 10dB SNR, were 0.51% and 100% respectively. However, the ratios were changed to 53.07% and 83.14% when the dimension of feature vector was converted to three by applying PCA. For correct, classification, it is required SNR over 10 dB for three dimension feature vector and over 30dB SNR for seven dimension feature vector under ocean ambient noise environment.

1. 서 론

해양에서 패턴 인식에 관한 연구는 소나 신호를 이용한 음원 인식 기법 또는 해양 구조물의 손상추정 기법에 적용되는 등 현재까지 많은 분야에서 응용되고 있다(Yang et al., 2002; Mellinger and Clark, 2000; 김정태 등, 2000). 특히, 수중음향 신호 처리 분야에서는 해양 생물, 수중 이동체 식별에 관한 연구 등에 패턴인식기법을 이용한 연구가 활발히 진행되어오고 있다. 먼저 해양 생물에 관한 연구로는 해양 생물의 개체군 분포와 서식지에 관한 연구가 진행되고 있다(Clark et al., 1987; Clark et al., 1996). 기존에 시각적인 관찰에 의존하던 해양 생물 연구 방법은 날씨나 시간에 제약을 많이 받으므로 한계가 있어 왔는데, 이를 극복하기 위해 소나로 수신된 생물 발생음을 분석하여 그것의 종을 인식하고 원하는 정보를 얻어내는 방법이 적용되고 있다(Gaetz et al., 1993; Mellinger and Clark, 2000). 한편, 선박 및 잠수함 식별에 관한 연구는 주로 해군에서 소나 운용을 위해 진행되고 있다. 해군에서는 현재까지도 소나를 운용할 때 음원의 식별을 위해 훈련된 요원의 청각에 의존하고 있으며 부가

적으로는 수신 신호의 방위각 또는 주파수 등의 매우 제한된 정보에 의존하고 있다(Learned and Willsky, 1995). 따라서 선박, 잠수함, 어뢰 등에서 발생된 수중 소나 신호로부터 유용한 특징 정보를 추출하고 표적을 효율적, 자동적으로 식별하기 위한 연구가 진행되고 있다(Khotanzed et al., 1989; Larkin, 1997). 수중에서 발생하는 신호는 선박 엔진음이나 프로펠러소음등과 같이 비교적 긴 시간동안 발생하는 신호와 부이나 체인의 충격음, 선박 또는 잠수함의 해치(Hatch)로부터 발생하는 음, 그리고 생물 소음과 같이 수 ms에서 수 s의 시간 안에 발생하는 과도신호로 나눌 수 있는데 현재까지 두 종류의 신호에 대한 연구가 모두 진행 되어오고 있다(Chen et al., 2000; Yang et al., 2002). 그러나 수중 과도신호의 경우 신호가 짧은 시간안에 발생하며 시변적인 특성을 가질 뿐 아니라 그 종류와 형태가 매우 다양하고 아직 까지 밝혀지지 않은 신호도 많으므로 더욱 많은 연구가 필요한 실정이다.

현재까지 음성인식분야에서 연구된 많은 방법들이 수중 과도신호에 적용되어 오고 있다. 과도신호의 특징벡터 추출을 위한 방법으로는 단구간 푸리에 변환(Short-time fourier transform), 웨

이블릿 패킷(Wavelet packet), 멜-주파수 첵스트럼 계수(MFCC: Mel-frequency cepstral coefficient)등이 이용되어 왔으며, 특징벡터 분류를 위한 방법으로 통계적 특성을 이용한 방법, 신경망을 이용한 방법, 퍼지 논리를 이용한 방법 등 다양한 방법으로 연구가 진행되어오고 있다(Chen, 1985; Boashash and O'shea, 1990; Hemminger and Pao, 1994; Kicinski, 2003; Jiang et al., 2006; 임태균, 2007).

본 논문은 수중 과도신호를 인식함에 있어서 주성분 분석과 베이스 분류기를 사용하였을 때 얻을 수 있는 결과를 고찰해 보았다. 베이스 분류기는 특징벡터 공간상에서 통계적으로 구분되는 클래스들 간의 거리를 비교함으로써 판별을 수행하는 선형분류기로서 계산량이 적고 비교적 간단하게 구현할 수 있는데, 이를 수중 과도신호 인식에 적용하였을 때 기대할 수 있는 결과와 그 한계에 대해 연구해 보았으며, 특별히 주성분 분석을 통해 수중과도신호의 특징벡터를 변환하는 경우 나타나는 특징에 대해서 고찰해 보았다. 또한, 현재까지 잡음레벨을 고려한 과도신호의 인식을 변화해 살펴본 연구들도 있어 왔으나, 실제의 수중 소음 데이터를 이용하기보다 백색잡음이나 갈색잡음등의 인위적인 잡음을 적용시켜왔다(박정현 et al., 2007; Lim et al., 2008). 본 논문에서는 경남 남해 패류연구센터 앞바다에서 측정된 실제 수중소음을 적용하여 수중 소음이 과도 신호에 첨가된 경우 신호 대잡음비(SNR)에 따른 인식을 변화해 고려했다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 2장에서 연구에 사용된 과도신호와 수중배경소음 및 보터보트소음의 획득방법과 그 특징에 대해 소개하고, 제 3장에서 연구에 사용된 신호처리 기법과 순서에 대해 설명한다. 제 4장에서는 연구의 결과를 정리한 후 마지막 5장에서 결론을 맺는다.

2. 수중 과도신호 및 수중 소음신호

2.1 수중 과도 신호

본 연구에서는 수중 과도신호 중 생물음과 기계음 두 종류의 신호를 이용하여 연구를 하였다. 수중 환경에서 알려진 음원에 대한 과도신호를 측정하는 일은 실제적으로 많은 제약이 따른다. 따라서 연구에 사용한 수중 생물 과도신호는 인터넷에 공개된 몇 가지 어류 신호 중 3종의 어류신호를 택하였다(DOSITS). 각 음원에서는 짧은 생물음이 연속적으로 발생하는데 그 중에서 각 10개씩의 과도신호를 추출하여 총 30개의 신호를 이용 하였다. 수중 기계 과도신호는 국방과학연구소의 도움을 받아 부이와 체인으로부터 실제 측정된 신호를 획득하였으며, 그 중에서 각 10개씩의 과도 신호를 추출하였다. 3종의 수중 생물 신호는 농어목 전갱이과에 속하는 Bar Jack(*Caranx ruber*)과 Bigeye Scad(*Selar crumenophthalmus*) 그리고 농어목 하스돔과에 속하는 Barred Grunt(*Conodon nodilis*)이다.

편의상 국내에서 통용되는 이름인 붉전갱이, 새가지리 그리고 하스돔이라 하겠다. 각각 약 0.1초 내의 짧은 시간 동안 발생되며 몇 차례 연속적으로 반복되는 특징을 나타내고 있다. 2종의 기계 과도 신호는 각각 수상에 설치된 부이가 어떤 물체와 부

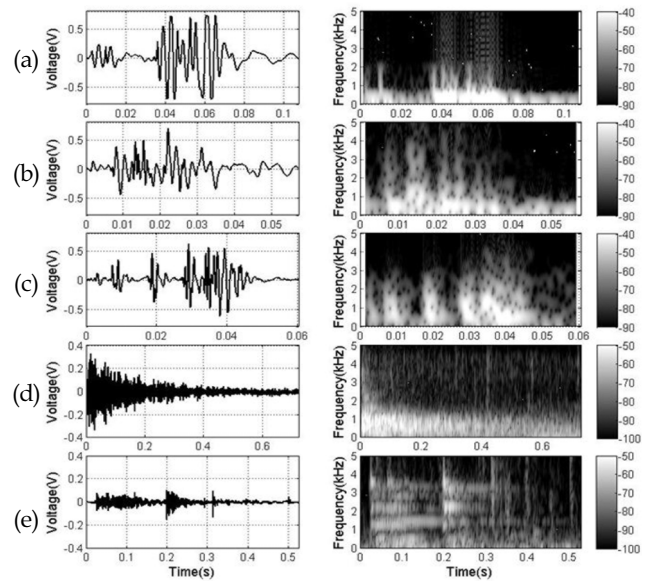


Fig. 1 Waveform (left) and spectrogram (right) of underwater transient signals for training (a: Bar jack, b: Bigeye scad, c: Barred grunt, d: Buoy, e: Chain)

딛으며 발생하는 신호, 선박이나 부이의 계류 시 사용되는 체인들이 서로 부딪히며 발생하는 신호이다. 편의상 부이음과 체인음이라 하겠다. 각각의 수중 생물 과도 신호와 기계 과도 신호 중 대표적인 신호파형과 스펙트로그램을 Fig. 1에 나타내었다. 부이음의 경우, 신호 발생과 동시에 잔향음이 생겨 약 0.5초 이상 지속되는 특징을 보이며(Fig. 1 (d), 좌) 과도신호 발생 시간동안 약 1kHz 이하의 주파수 성분을 주로 나타내고 있다(Fig 1 (d), 우). 체인음의 경우 과도신호가 비주기적, 연속적으로 발생하여 신호의 파형과 스펙트럼이 불규칙 적이며 과도신호 발생 시 약 5kHz까지 비교적 넓은 대역에 걸쳐 주파수 성분이 발생한다(Fig. 1 (e), 우). 각 클래스 마다 10개씩의 과도신호를 이용하였는데, 이 중 5개의 신호를 훈련 데이터로 사용하였으며 나머지 5개의 과도신호를 시험 데이터로 사용하였다.

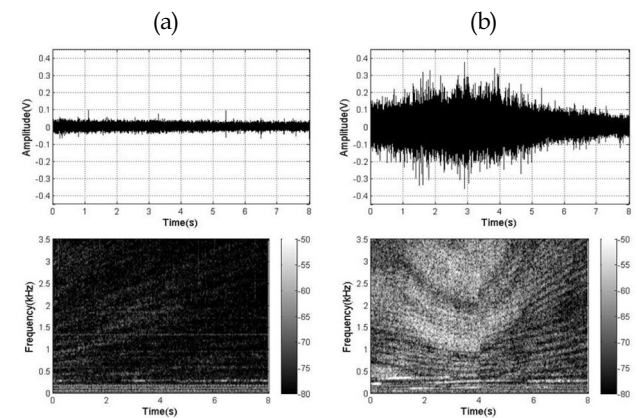


Fig. 2 Waveform (top) and spectrogram (bottom) of underwater ambient noise(a) and motor boat noise(b).

2.2 수중 소음 신호

부표의 수중소음이 혼합된 과도신호를 모의하기 위해 다음의 수중 소음 신호를 이용하였다. Fig. 2의 두 신호는 2004년 5월 7일 오후, 경남 남해 패류 연구센터 앞바다에서 측정된 수중 배경소음(a)과 모터보트 소음(b)의 신호파형(위)과 스펙트로그램(아래)이다.

측정해역의 수심은 약 10m 이고 음속은 약 1523m/s로 표층에서 수심 약 9m까지 일정하게 나타났으며 해저면 근처에서는 약 1518m/s로 다소 감소하였다. 해저면은 사질퇴적물로 구성되어 있었으며, 수심 1.5m 지점에 수중 청음기(TC 4014)를 두었다. 또한 Amplifier(B&k 2610)와 DC Power Supply(DRP-9303 DU/TP)를 사용하였으며 녹음은 Sony Recorder(PC 204A)를 이용하였다. 수중 배경소음은 주변에 인위적인 소음원이 없을 시에 측정된 신호이고, 모터보트 소음은 보트가 하이드로폰 근처(약 10m)를 직선 경로로 지나갔을 때 측정된 신호이다. 실제 과도신호와 혼합된 모터보트 소음은 Fig. 2(b)에서 나타난 2~4초 사이의 신호 중 과도신호의 길이만큼 랜덤하게 추출되어 과도신호에 적용시켰다.

Fig. 3에 수중 소음이 혼합된 과도신호의 파형과 스펙트로그램을 각각 나타내었다. 그림에 사용한 과도신호는 불전갱이 신호

이며, Fig. 3(a),(b)는 수중 배경소음(Ocean ambient noise)이고 Fig. 3(c),(d)는 모터보트 소음을 혼합한 신호이다.

3. 주성분 분석과 베이지 분류기

3.1 수중 과도 신호

주성분 분석(PCA, Principal component analysis)은 상관(Correlated)이 있는 변량들의 축으로부터 상관이 없는 변량의 집합으로 기준 축을 변환하여, 특징 벡터를 재배치하는 것을 말한다. 주성분 분석(PCA)에서 변환행렬은 고유벡터로 구성된다. 고유벡터는 원래 차원의 수만큼 얻을 수 있는데, 차원을 축소하려면 축소하고자 하는 차원 수만큼 취하고 나머지는 사용하지 않는다.

주성분 분석에 의한 변환행렬 구성 단계와 선형변환은 다음과 같다. 먼저 공분산 행렬(Σ)을 계산하고 고유분석을 행한다.

$$\Sigma = U\Lambda U^T \tag{1}$$

공분산의 고유값들($\lambda_1, \dots, \lambda_N$)중에서, M 개의 가장 큰 고유값($\lambda_1, \dots, \lambda_M, M < N$)을 선택한다. 선택된 고유값과 관련된 고유벡터를 구하고, 그것을 연결하여 변환행렬 W 를 만든다.

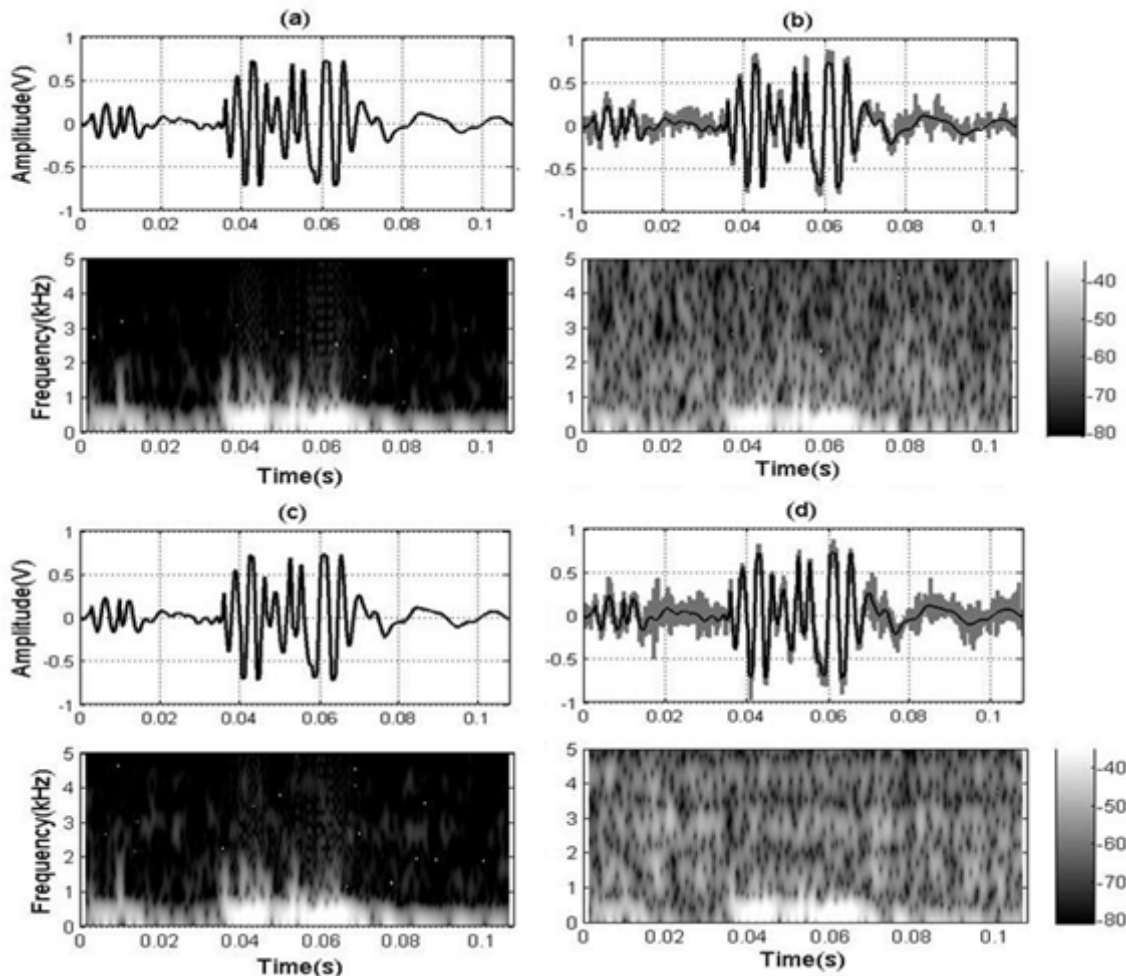


Fig. 3 Waveform and spectrogram of underwater transient signal(Bar jack) at SNR (a) 30dB and (b) 10dB for ocean ambient noise and SNR (c) 30dB and (d) 10dB for motor boat noise

$$W = [u_1, u_2, \dots, u_M] \quad (2)$$

다음의 변환식으로 특징벡터를 변환하면 차원이 축소되며, 상관도가 적은 축으로 재배치된다.

$$y = W^T x \quad (3)$$

3.2 베이지 분류기

오류확률을 최소화하는 결정규칙(MAP: Maximum a posterior)은 판별함수 형식으로 수식화 될 수 있다. 판별함수가 가우시안 분포를 이룬다고 가정할 경우, 판별함수는 공분산 행렬의 형태에 따라 몇가지 형태로 변형될 수 있다. 일반적으로 베이지 분류기는 클래스들의 데이터가 가우시안분포를 이룬다고 가정하므로, 판별식을 이차 형식으로 표현한다.

데이터가 다변량인 경우, 가우시안 확률밀도함수의 일반식은 다음과 같다.

$$f_x(x) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |\Sigma|^{1/2}} \exp\left[-\frac{1}{2}(x-\mu)^T \Sigma^{-1}(x-\mu)\right] \quad (4)$$

이 경우 MAP 판별함수는 다음과 같이 유도된다.

$$g_i(x) = \frac{P(\omega_i|x)P(\omega_i)}{P(x)} = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |\Sigma|^{1/2}} \exp\left[-\frac{1}{2}(x-\mu)^T \Sigma^{-1}(x-\mu)\right] P(\omega_i) \frac{1}{P(x)} \quad (5)$$

상수항을 제거하고 단조증가함수인 자연 로그를 취하면 다음과 같이 되며 이 식을 베이지의 이차 판별 함수식이라고 한다.

$$g_i(x) = -\frac{1}{2}(x-\mu)^T \Sigma_i^{-1}(x-\mu) - \frac{1}{2} \log(|\Sigma_i^{-1}|) + \log(P(\omega_i)) \quad (6)$$

각 클래스에 대한 동일한 확률을 연결한 확률의 궤적은 초타원의 모양이 되며, 해당 클래스에 대한 Σ_i 의 고유벡터 방향이 된다. 판별식에서 이차 형식의 표현은 클래스의 공분산 Σ_i 를 이용하여 마할라노비스 거리에 비례하게 된다.

Fig. 4는 주어진 신호의 특징벡터 분포를 살펴보고자 주성분 분석을 통해 2차원 벡터평면으로 변환시킨 결과이며 기계음 클래스의 부이음과 체인음 그리고 모든 생물음에 대한 평균과 분산, 그리고 베이지 분류기를 이용해 클래스를 구분한 경계선에 대한 결과를 보여준다.

체인음의 분산이 다른 신호들에 비해 매우 크다는 것을 그림에서 볼 수 있다. 부이음의 분산은 체인음에 비해 작으며 그것의 평균은 기계음 보다 오히려 생물음에 비교적 가까운 거리에 있어 분류기를 이용해 클래스 결정경계를 계산할 경우 생물음으로 판별될 가능성이 있다는 것을 알 수 있다.

3.3 과도 신호 분류 과정

본 논문에서 사용된 수중 과도 신호의 분류절차는 다음과 같다. 먼저 10개의 생물과도신호와 기계과도신호 중 각각 5개의 과도신호를 이용하여 훈련 데이터로 이용하였다. 훈련 데이터가 준비되면 프리엠퍼시스(Pre-emphasis)를 수행한 후 LPC계수를 추출한다. 프리엠퍼시스는 다음과 같이 주어지며 필터 계수 α 는

0.9를 이용하였다.

$$y[n] = x[n] - \alpha x[n-1] \quad (7)$$

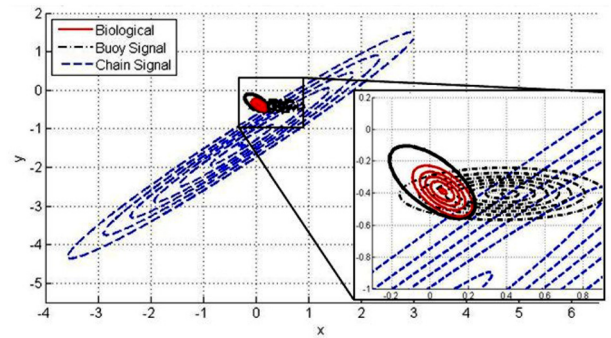


Fig. 4 Distribution of 2 dimensional principle feature vectors (solid line: biological signal, dash-dot line: mechanical signal-buoy, dashed line: mechanical signal-chain, bold solid line: class boundary)

연구에 사용된 과도 신호의 샘플링 주파수는 44.1kHz이며, 512 샘플의 윈도우를 50%씩 겹쳐가며(Overlap) 16차 LPC 계수를 추출하였다. LPC 계수가 산출되면 이를 이용하여 생물음과 기계음 각 클래스의 특성으로써 평균과 공분산을 구하며, 2차 분류 시 기계음의 종류를 구분하기 위해서 부이음과 체인음 각각에 대해 동일한 절차로 훈련을 수행한다. 각 클래스의 통계적 특성이 계산되고 나면, 입력 신호에 대한 클래스 분류를 시행하기 위해, 테스트신호로서, 훈련에 사용되지 않은 신호 중 한 가지 신호를 선택한다. 훈련과 테스트에 사용된 총 5종의 신호에 대한 평균 프레임 시간, 평균 프레임 개수, 평균 샘플개수등을 정리하여 Table 1에 나타내었다. 생물음이 기계음에 비해 짧은 시간 동안 신호가 발생되기 때문에, 생물음의 평균 프레임 개수 및 샘플 개수가 발생 시간에 비례하여 작은 값을 보이고 있다.

테스트신호가 입력되면 수중 소음이 분류 결과에 주는 영향을 고려하기 위해 입력된 테스트 신호에 앞서 설명한 잡음신호를 혼합시킨다. 잡음이 섞인 수중 과도신호로부터 특징벡터를 구하기 위한 과정은 훈련데이터의 특징벡터 추출과정과 같다. 특징벡터가 구해지면 MAP 판별 함수를 이용하여 클래스를 구

Table 1 Characteristics of signals which is used for the classification

Class	Class 1 (Biological Signals)		Class 2-1 (Mech. signals)	Class 2-2 (Mech. signals)
	Bar Jack	Bigeye scud	Chain	Buoy
Mean frame length (ms)	91.4	71.8	449.4	406.4
Mean frame number	13.3	9.8	112.5	101.6
Mean sample number	4032.5	3166.8	2529.5	26636.4

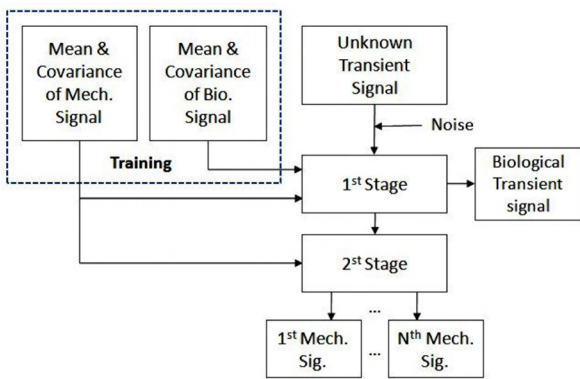


Fig. 5 Flow chart for classification of input transient signal (N=2)

분한다. 각 테스트 데이터의 개별 프레임마다 판별함수를 통해 클래스가 구분되며 전체 프레임 중에서 옳은 클래스로 판별되는 프레임과 다른 클래스로 잘못 판별되는 프레임을 구분한다. 실험결과로서, 인식률을 계산하는 것이 바람직하나, 본 실험을 위해 획득한 과도신호의 개수가 제한적이기 때문에 인식률을 계산하기는 어렵다고 판단하여, 그 대신 각 프레임이 해당 클래스로 분류되는 비율을 산출하였다. 이를 특징벡터 분류율이라 하여 인식 결과 분석을 위해 사용하였다.

신호가 기계음으로 분류되는 경우는 기계음 각 종류별로 훈련을 수행하고 이전과 동일한 방법으로 클래스를 구분하여 기계음의 종류를 구분해 낸다. Fig. 5는 과도신호 분류 과정을 나타낸 시스템 구성도이다.

4. 결 과

먼저 소음이 혼합되지 않은 신호의 특징벡터 분류율을 살펴 보았다. 주성분 분석을 실시하지 않고 16차 LPC계수 모두를 사용한 경우와 주성분 분석을 통해 상관도가 적은 차원으로 변환시킨 경우의 결과를 비교해 보았으며, 이 때 주성분 분석은 3차원과 7차원 변환을 적용하였다. 그 결과 주성분 분석을 수행하지 않고 모든 특징벡터를 사용한 경우의 특징벡터 분류율은 생물음과 기계음 각각 94.75%와 97.23%로 나타났다(Table 2). 생물음 클래스에 속하는 신호의 경우, 특징벡터를 차원이 낮은 3차원으로 변환시킨 결과가 7차원으로 변환시킨 결과나 16차원을 그대로 사용하였을 경우의 결과보다 특징벡터 분류율이 다소 높게 나오고 있다. 그러나 생물음의 결과를 제외하면, 차원

Table 2 Classification ratio (%) of feature vector without ocean background noise

Class	1st stage		2nd stage	
	Biological	Mechanical	Chain	Buoy
No PCA	94.75	97.23	94.11	100.00
PCA (7 orders)	93.07	85.96	93.44	87.07
PCA (3 orders)	97.63	78.48	92.45	83.84

이 높을수록 입력 과도신호의 각 프레임이 속한 클래스로 속할 확률이 높게 나오고 있는 것을 확인할 수 있다.

수중소음이 혼합된 입력 과도 신호의 각 프레임이 자신의 클래스에 속할 확률을 살펴보면 다음과 같다. 과도 신호와 혼합되는 수중 소음은 수중 배경소음과 모터보트소음을 이용하였으며 (Fig. 2) 각 각의 경우에 대한 결과를 비교해 보았다. 그리고 또한 각 경우로부터 얻어진 특징벡터를 주성분 분석을 통해 차원을 변화시킨 경우에 대한 결과도 비교해 보았다.

먼저 수중 배경소음을 이용한 경우, 신호대잡음비에 특징벡터 분류율을 비교해 본 결과는 다음과 같다(Table 3). 생물음 클래스에 대해 주성분 분석을 실시하지 않은 경우는 신호의 SNR이 감소함에 따라 특징벡터 분류율이 현저히 감소하는 것을 볼 수 있다. SNR이 25dB 이하인 경우는 특징벡터 분류율이 50%가 되지 않으므로 입력 과도신호가 잘 못 인식될 가능성이 높아지게 되며 30dB 이상일 때에 분류가 가능한 것으로 나타났다.

주성분 분석을 통해 차원을 7차원으로 변환시킨 경우는 16차 LPC계수를 모두 사용한 것보다 다소 개선된 결과를 얻을 수 있으나 큰 차이는 보이지 않으며, 역시 신호대 잡음비가 30dB 이상인 경우에 생물음이 생물음 클래스로 인식될 확률이 높다. 그러나 주성분 분석을 통해 특징벡터를 3차원으로 변환시킨 경우, 생물음의 특징벡터 분류율이 앞의 두 경우에 비해 높은 값을 갖는 것을 확인할 수 있다. 그러나 기계음의 경우는 변환되는 차원이 높을수록 특징벡터 분류율이 높아지고 있으므로 주성분 분석의 차원 변화에 비례하여 변한다고 할 수는 없다. 하지만, 차원변화에 따른 생물음의 변화 폭이 더욱 크므로, 결과적으로, 수중 소음이 혼합된 신호의 경우, 주성분 분석을 통해 변환 되는 특징벡터의 차원이 낮을수록 개선된 결과를 보이고 있다고 볼 수 있다. 2차원으로 변환한 경우도 생물음의 특징벡터 분류율이 높은 결과를 보이지만 2차 분류 시, 부이음의 특징

Table 3 Classification ratio of feature vector with SNR using underwater ambient noise (classification for biological and mechanical signal)

Class \ SNR	No PCA		PCA (Dim. 7)		PCA (Dim. 3)	
	Biological	Mechanical	Biological	Mechanical	Biological	Mechanical
clear	94.75	97.23	97.63	78.48	93.07	85.96
30dB	62.10	97.69	67.46	90.46	89.18	79.51
25dB	33.58	97.84	45.96	92.67	86.90	79.82
20dB	17.47	99.03	23.84	95.63	80.85	81.31
15dB	2.74	99.85	12.65	98.95	68.24	83.43
10dB	0.51	100.00	0.95	99.69	53.07	83.14
5dB	0.00	100.00	0.33	99.69	47.18	86.11

Table 4 Classification ratio of feature vector with SNR using motor boat noise (classification for biological and mechanical signal)

Class \ SNR	No PCA		PCA (Dim. 7)		PCA (Dim. 3)	
	Biological	Mechanical	Biological	Mechanical	Biological	Mechanical
clear	94.75	97.23	97.63	78.48	93.07	85.96
30dB	51.98	97.46	56.57	91.85	91.52	79.54
25dB	18.61	98.06	34.85	94.51	79.62	80.48
20dB	10.77	99.15	18.31	97.75	70.68	82.93
15dB	1.86	99.72	5.25	98.98	53.62	85.15
10dB	0.30	99.82	1.69	99.85	37.47	84.42
5dB	0.00	100.00	0.28	99.75	31.07	85.70

Table 5 Classification ratio of feature vector with SNR using motor boat noise (classification for buoy and chain signals)

Class \ SNR	No PCA		PCA (Dim. 7)		PCA (Dim. 3)	
	Buoy	Chain	Buoy	Chain	Buoy	Chain
clear	94.11	100.00	93.44	87.09	92.45	83.84
30dB	90.14	99.89	88.85	87.20	87.16	83.84
25dB	84.05	100.00	85.13	86.48	85.24	83.90
20dB	71.17	100.00	79.48	86.91	80.10	82.41
15dB	52.31	100.00	77.31	88.65	80.86	81.90
10dB	27.09	100.00	78.95	86.40	79.30	80.73
5dB	8.78	100.00	73.19	86.97	79.73	72.32

벡터 분류율이 현저하게 낮아지게 된다.

이러한 결과의 원인으로는 다음의 내용을 고려할 수 있다. 특징벡터의 차원을 2차원으로 변환시킨 결과(Fig. 4)에서 볼 수 있듯이, 기계음에 속한 체인음의 분산이 다른 클래스의 분산에 비해 매우 커 특징벡터 공간상에 넓은 영역을 차지하고 있으나 생물음의 벡터공간은 그에 비해 좁다. 분류를 수행할 때 이용되는 차원이 높아질수록 생물음과 부이음의 경계를 잘 구분하게 되면서 벡터 공간상 기계음 클래스의 벡터 공간 영역은 넓어지고, 생물음 클래스의 벡터 공간의 영역이 좁아지면서 소음에 의한 벡터 왜곡으로 인해 클래스 구분 경계선 안에 바르게 속할 가능성이 적어지므로 생물음의 특징벡터 분류율은 감소하게 된다고 판단된다.

계속해서 수중 소음으로 모터보트 소음이 이용된 경우 특징벡터 분류율 변화에 대해 살펴보았다(Table 4). 실험 과정은 Table 3의 결과를 도출해 내기 위한 절차와 같다. 전체적으로 모터보트 소음에 의해 발생하는 특징벡터 분류율은 수중 배경소음에 비해 다소 저하된 결과를 보이고 있다. 특징벡터의 차원을 7차원으로 축소할 경우 수중 배경소음에 비해 모터보트 소음일 때 생물음클래스의 분류율이 평균 약 6.84% 저하되며 기계음은 1.11% 향상된다. 주성분 분석으로 특징벡터의 차원을 3차원으로 축소할 때 생물음의 경우 평균 약 9.07% 저하되며 기계음은 1.06% 향상되는 것으로 나타났다. 수중 배경소음환경에서 신호대 잡음비가 10dB인 경우 특징벡터 분류율이 53.07%로써 특징벡터가 옳게 분류될 수 있었던 반면, 모터보트 소음 환경에서는 37.47%를 나타냄으로써 인식이 어려울 것으로 판단된다.

다음은 기계음 클래스 중 부이음과 체인음에 대한 분류를 수행한 결과이다(Table. 5). Fig. 4에서도 볼 수 있듯이 부이음과 체인음의 특징이 비교적 구분가능 하므로 1차 분류기의 결과에 비해 특징벡터 분류율이 높게 나오고 있다. 모든 특징벡터를 사

용한 경우 약 15dB 이상에서 부이음의 분류율이 50% 이상이 되므로 입력 과도신호의 인식이 가능할 것으로 판단된다. 주 성분 분석을 통해 차원을 변환시킨 경우는 3차원과 7차원 변환 일 때 모두 약 10dB 에서도 인식이 가능 할 것으로 판단된다.

1차 분류기에서 생물음과 기계음을 잘 구분해 내지 못한 결과는 2차분류기의 성능에 영향을 미친다. Table 3, 4, 5에서 음영처리된 부분은 1차 분류기의 결과 생물음이 기계음으로 인식될 가능성이 있는 부분으로써 2차 분류기의 결과를 신뢰할 수 없게 한다. 따라서 주성분 분석을 통해 7차원 이상으로 변환된 특징벡터를 이용하여 제안된 분류기를 사용할 경우 수중 배경소음 환경하에서 약 30dB 이상의 신호대 잡음비가 요구되며 3차원으로 변환하는 경우 약 10dB 이상의 신호대 잡음비가 요구된다.

5. 결 론

본 연구는 주어진 수중 과도신호 분류를 위해 16차 LPC계수를 특징벡터로 사용하고 주성분 분석을 통해 차원을 변환한 후 베이스 분류기를 이용해 분류하는 방법을 제안하였다. 고려된 과도신호는 불전갱이, 새가리지, 하스돔으로 구성된 3종의 생물음과 부이음과 체인음으로 구성된 2종의 기계음이다. 또한 실측된 수중 배경 소음에 따른 특징벡터 분류율 변화를 분석하였다.

먼저 소음이 혼합되지 않았을 때 16차 LPC계수를 모두 사용한 경우는 생물음과 기계음의 특징벡터 분류율이 94.75%와 97.23%로 나타났다. 한편 수중 배경소음이 혼합된 신호의 경우는 분류율이 현저하게 떨어져 10dB 신호대잡음비에서 생물음의 특징벡터 분류율은 0.51%로 나타났다. 기계음 분류율이 100%로 높게 나타났으나 실제 기계음의 세부 분류율 중 부이음의 분류율이 약 27.09%로 매우 낮은 소음의 영향을 크게 받는 것으로 나타

났다. 그러나 주성분 분석을 통해 차원을 축소시킨 경우 분류율이 다소 향상되는 경향을 보였는데, 3차원으로 변환시킨 경우는 생물음과 기계음의 특징벡터 분류율이 각각 53.07%와 83.14%로 나타났다. 실험 결과 생물음의 경우는 차원이 낮을수록 기계음은 차원이 높을수록 특징벡터 분류율이 높은 것으로 나타났는데, 그 원인은 특징벡터의 공간 분포 특성에 따른 것으로 판단된다. 소음원의 종류에 따라 과도신호가 각 클래스에 속할 확률의 변화를 비교해본 결과, 같은 신호대잡음비에서 모터보트 소음이 존재할 경우가 배경 소음만 존재하는 경우에 비해 생물음 클래스에 더 영향을 주는 것으로 나타났다.

결과적으로, 베이지 분류기를 사용한 신호 인식에서, 올바른 특징벡터 분류를 위한 최소 신호대잡음비는 3차원으로 변환한 경우 약 10dB이상, 7차원 이상으로의 변환인 경우 30dB 이상이 요구됨을 확인하였다. 항상 높은 신호대잡음비를 기대하기 어려운 실제 수중환경에서 성능을 향상 시킬 수 있는 다양한 분류기와 특징추출 방법에 관한 연구가 더욱 필요하다.

후 기

본 연구는 방위사업청과 국방과학연구소의 지원으로 수행되었으며, 이에 대해 깊이 감사사를 드립니다.
(계약 번호 UD100014DD)

참 고 문 헌

김정태, 류연선, 정성오, 추상훈 (2000). "트러스의 구조손상추정을 위한 진동모드 민감도의 패턴인식", 한국해양공학회지, 제 14권, 제1호, pp 80~87.

박정현, 배건성, 황찬식 (2007). "시간지연 신경망을 이용한 수중 천이소음 식별", 대한전자공학회 소사이어티 추계학술대회, 제30권, 제2호, pp 575-576.

임태균 (2007). "위그너-빌 분포함수와 멜 캡스트럼을 이용한 수중 천이신호의 특징 추출 및 식별", 경북대학교 박사학위논문.

Boashash, B. and O'shea, P. (1990). "A Methodology for Detection and Classification of Some Underwater Acoustic Signals using Time Frequency Analysis Techniques", IEEE Transaction on Acoustics, Speech and Signal Processing, Vol 38, No 11, pp 1829-1841.

Chen, C.H. (1985). "Recongnition of Underwater Transient Patterns" Pattern Recognition, Vol. 18, No. 6, pp 485-490.

Chen, C.H., Lee, J.D. and Lin, M.C. (2000). "Classification of Underwater Signals using Neural Networks", Tamkang Journal of Science and Eng., Vol 3, No 1, pp 31-48.

Clark, C.W., Charif, R., Mitchell, S. and Colby, J. (1996). "Distribution and Behavior of the Bowhead Whales, Balaena Mysticetus, Nased on Preliminary Anlalysis of Acoustic Data Collected During The 1993 Spring Migration off Point Barrow, Alaska", Rep. int. Whal. Commn. Vol 46, pp 541-552.

Clark, C.W., Marler, P. and Beeman, K. (1987). "Quantitative Analysis of aNimal Vocal Phonology: An Application to Swamp Sparrow Song", Ethology, Vol 76, pp 101-115.

Discovery of Sound in the Sea(DOSITS): <http://www.dosits.org/audio/interactive/>

Gaetz, W., Jantzen, K., Weinberg, H., Spong, P. and Symonds, H. (1993). "A Neural Network Mechanism for Recognition of Individual Orcinus Orca Based on Their Acoustic Behavior: Phase 1", Proc. IEEE Oceans '93, Vol I, pp 455-457.

Hemminger, T.L. and Pao, Y.H. (1994). "Detection and Classification of Underwater Acoustic Transients using Neural Networks", IEEE Transaction on neural networks, Vol 5, No 5, pp 712-718.

Jiang, X.D., Yan, D.S., Shi, S.G. and Li, S.C. (2006). "The Research on High Speed Underwater Target Recognition Based on Fuzzy Logic Inference" Journal of Marine Science and Application, Vol 5, No 2, pp 19-23.

Khotanzed, A., Lu, J.H. and Srinath, M.D. (1989). "Target Detection using a Neural Network Based Passice Sonar System", Int. Joint Conference on Neural Networks, Vol I, pp 335-340.

Kicinski, W. (2003). "Processing of Measuring Signals for Monitoring of Transients in Underwater Environment" Proceedings XVII IMEKO World Congress, pp 2098-2101.

Larkin, M. J. (1997). "Classification of Sonar Signals using Baysian Networks", ACSSC 1997, Vol 1, pp 855-858

Learned, R.E. and Willsky, A.S. (1995). "A Wavelet Packet Approach to Transient Signal Classification", Appl. Computat. Harmon. Anal., Vol 2, pp 265-278.

Lim, T., Bae, K. and Hwang, C. (2008). "Classification of Underwater Transient Signals using Binary Pattern Image of MFCC and Neural Network", IEICE Transaction on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences, Vol. E91-A, No 3, pp 68-69.

Mellinger, D.K. and Clark, C.W. (2000). "Recongnizing Transient Low-frequency whale Sound by Spectrogram Correlation", J. Acoust. Soc. Am, Vol 107, No 6, pp 3518-3529.

Yang, S., Li, Z. and Wang, X. (2002). "Ship Recognition Via its Radiated Sound: The Fractal Based Approaches", J. Acoust. Soc. Am, Vo 112, No 1, pp 172-177.

2012년 7월 20일 원고 접수
2012년 8월 1일 심사 완료
2012년 8월 20일 게재 확정