

# 하이라이트 모델을 이용한 능동소나 표적신호의 합성 및 인식

## Synthesis and Classification of Active Sonar Target Signal Using Highlight Model

김 태 환\*, 박 정 현\*, 남 종 근\*, 이 수 형\*\*, 배 건 성\*

(Tae-Hwan Kim\*, Jeong-Hyun Park\*, Jong-Geun Nam\*, Su-Hyung Lee\*\*, Keun-Sung Bae\*)

\*경북대학교 전자전기컴퓨터학부, \*\*위덕대학교 에너지전기공학부

(접수일자: 2008년 11월 3일; 수정일자: 2009년 1월 8일; 채택일자: 2009년 1월 12일)

본 논문에서는 하이라이트 모델에 기반하여 능동소나의 표적신호를 합성하고, 합성된 신호를 이용하여 표적인식 실험을 수행하였다. 동일 표적이라도 표적의 자세각에 따라 다양한 형태의 파형을 갖는 신호가 합성되는데, 이에 대한 표적인식 결과를 알아보기 위해서 두 가지 방법으로 실험을 수행하였다. 하나는 고정된 여러 가지 자세각에 대한 표적신호에 대한 인식실험이고, 다른 하나는 임의의 자세각을 가지는 표적에 대한 인식 실험을 수행하였다. 인식실험을 위한 특징인자로는 합성된 표적신호에 대해 시간영역에서 정합필터 및 포락선 검출을 통해 얻어지는 하이라이트 패턴을 사용하였으며, 패턴인식 기법으로는 다중클래스 SVM과 인공신경망을 사용하였다.

**핵심용어:** 능동소나, 표적인식, 능동소나 신호합성, 하이라이트 모델

**투고분야:** 음향 신호처리 분야 (1,2)

In this paper, we synthesized active sonar target signals based on highlights model, and then carried out target classification using the synthesized signals. If the target aspect angle is changed, the different signals are synthesized. To know the result, two different experiments are done. First, The classification results with respect to each aspect angle are shown. Second, the results in two group in aspect angle are acquired. Time domain feature extraction is done using matched filter and envelope detection. It shows the pattern of each highlights. Artificial neural networks and multi-class SVM are used for classifying target signals.

**Keywords:** Active sonar, Underwater target classification, Active sonar synthesis, Highlight model

**ASK subject classification:** Acoustic Signal Processing (1,2)

### 1. 서론

수중에서 표적을 탐지하고 식별하는 문제는 매우 중요한 연구 분야이다. 최근 잠수함들은 소음을 거의 발생시키지 않는 기술을 이용하여 설계되는 추세이므로 수동소나를 이용한 탐지 및 식별에는 한계가 있게 되고, 따라서 능동소나 신호를 이용한 식별방법이 많이 연구되고 있다. 그러나 해양환경, 표적의 자세각 등 다양한 요인에 따라 동일한 표적에서 수신되는 음향신호에도 많은 차이와 왜곡이 존재하기 때문에 식별에 어려움이 많다 [1]. 또

한 관련 연구를 위한 표본 수집이 어렵기 때문에 실제 해상 데이터를 이용한 실험보다는 실험실에서 수조에 표적의 모형을 배치하고 다양한 각도에서 펄스 신호를 송신하여 수신된 신호를 이용하는 방법이 많이 사용된다 [2-3]. 다른 방법으로는 표적을 모델링하여 송신된 신호를 특정 조건에 대하여 합성하는 방법이 있는데 대표적으로 많이 사용되는 방법이 하이라이트 모델을 이용한 표적신호의 합성이다 [4]. 또한 최근 연구의 대부분이 능동소나를 이용한 mine-like unit과 nonmine-like unit의 분류에 집중되어 있다 [5-6]. 본 연구에서는 능동소나 표적인식에 관한 기초연구로서, 하이라이트 모델을 이용한 합성 방법을 이용하여 능동소나 표적신호를 합성하고, 이를 이용한 표적식별 실험을 수행하였다. 표적식별

책임저자: 김 태 환 (onlyinkr@ee.knu.ac.kr)  
702-701 대구광역시 북구 산격동 경북대학교 전자전기컴퓨터학부  
(전화: 053-940-8627; 팩스: 053-940-8827)

을 위한 특징추출 및 패턴인식 기법으로는 시간영역에서의 특징벡터 [7]와 과거 수중 표적의 인식에서 많이 사용된 인공신경망 [8]과 최근 많이 연구되고 있는 SVM을 사용하였다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 하이라이트 모델을 이용한 표적신호 합성방법에 대해 언급하고, 3장에서는 합성된 신호를 이용한 특징벡터 추출에 대해서 다룬다. 4장에서 분류기를 이용한 식별실험 및 결과를 제시하고, 마지막으로 5장에서 결론을 맺는다.

## II. 능동소나 표적신호 합성

능동소나 표적신호를 합성하기 위해서 본 연구에서는 그림 1과 같은 간단한 수중환경을 가정하였다. 표적에서의 반사신호는 직접 반사경로와 수면 반사경로를 고려하였으며, 센서의 수심 및 표적의 수심을 달리하면서 신호를 합성하였다. 수중에서 능동소나의 중심주파수 및 거리에 따른 감쇄는 식 (1)-(2)와 같이 계산된다 [9]. 여기서  $r$ 은 표적과 센서 사이의 거리이다.

$$TL = 20\log_{10}r + \alpha r \times 10^{-3} \quad (1)$$

$$\alpha = \frac{0.1f^2}{1+f^2} + \frac{40f^2}{4100+f^2} + 2.75 \times 10^{-1}f^2 + 10^{-3} \quad (2)$$

신호의 표적강도 모델링에는 그림 2와 같은 등간격 하이라이트 모델을 사용하였다. 각각의 표적들은 각기 다른 가중치를 갖는 등간격 하이라이트들의 조합으로 모델링 되는데, 본 논문에서는 3가지 선표적에 대해서 각기 다른 가중치를 부여 하였다. 그림 2에서 x 표시가 된 부분이 표적에서 반사가 강하게 일어나는 하이라이트 위치가 된다. 입력펄스로는 식 (3)으로 정의되는 LFM (Linear FM) 신호를 사용하였다.

$$s(n) = \cos 2\pi [f_0 n / f_s + mn^2 / (2f_s^2)] \quad (3)$$

여기서  $f_0$ 는 중심주파수,  $f_s$ 는 표본화 주파수, 그리고  $m$ 은 sweep rate를 나타낸다. 센서로부터  $k$ 번째 하이라이트 까지의 거리를  $r_d(k)$ , ( $k=1, 2, \dots, N$ )이라고 하면 각 하이라이트로부터 반사된 신호사이의 시간간격  $\tau_d$  및 표본화 된 간격  $n_d$ 는 식 (4)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\tau_d = \frac{2|r_d(1) - r_d(N)|}{(N-1)c} \quad (4)$$

$$n_d = \tau_d \times f_s$$

여기서  $c$ 는 수중에서의 음속을 나타낸다. 따라서 직접경로로 반사된 신호는 식 (5)와 같이 나타낼 수 있다 [10].

$$s_d(n) = \sum_{k=1}^N 10^{-\frac{TL_{d,k}}{20}} h_k \cdot s(n - kn_d) \quad (5)$$

여기서  $TL_{d,k}$ 는 각 하이라이트의 전송손실을 계산한 값으로써 식 (1)-(2)를 이용하여 계산할 수 있다. 또한  $h_k$ 는 각 하이라이트의 가중치를 나타낸다. 같은 방법으로 해수면 반사경로에 대한 송신신호는 식 (6)과 같이 나타낼 수 있다.

$$s_r(n) = \sum_{k=1}^N 10^{-\frac{TL_{r,k}}{20}} h_k \cdot \rho \cdot s(n - kn_r - n_p) \quad (6)$$

여기서  $\rho$ 는 해수면 반사계수 이고  $n_p$ 는 직접반사경로와

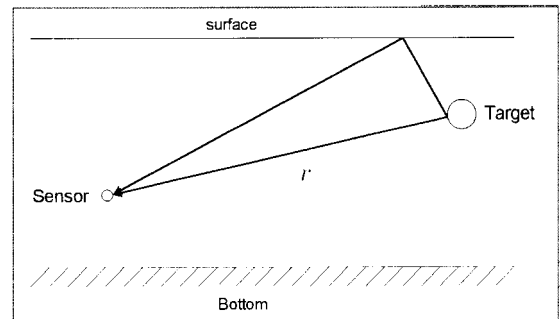


그림 1. 능동소나 표적신호 합성 환경  
Fig. 1. Environment for active sonar target signal synthesis.

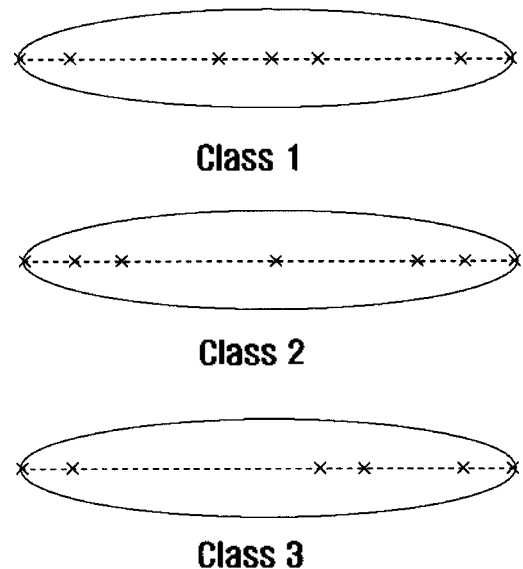


그림 2. 표적강도 모델링에 사용된 등간격 하이라이트 모델  
Fig. 2. Equivalent distance highlight model for representing the target strength.

해수면 반사경로간의 시간 차이를 나타낸다. 따라서 최종적으로 수신되는 표적신호  $r(n)$ 은 식 (7)과 같이 나타낼 수 있다.

$$r(n) = s_d(n) + s_r(n) \quad (7)$$

표 1에 신호합성에 사용된 파라미터 값들을 나타내었다. 송신신호의 샘플링 주파수는 31.25 kHz이고 펄스 폭은 50 ms와 300 ms의 두가지를 사용하였다. 또한 LFM 신호의 중심주파수 및 대역폭은 7.5 kHz, 400 Hz이다.

표 1. 신호합성에 사용된 파라미터 값  
Table 1. The values of parameters used in experiment.

Item	Description
Signal Type	LFM (upsweep)
Sampling Frequency	31.25 kHz
Sound Velocity	1500 m/s
Pulse Duration	50, 300 ms
Center Frequency	7.5 kHz (BW=400 Hz)
Target Length	100 m
Target Distance	5 km
Number of Highlights	11

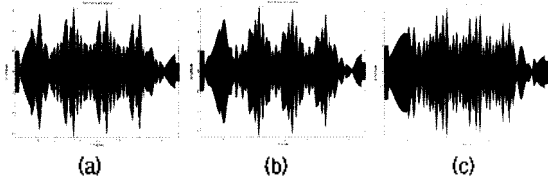


그림 3. 표적에 따른 합성신호 예시 (a) Class 1 (b) Class 2 (c) Class 3  
Fig. 3. Example of synthesized target signals.

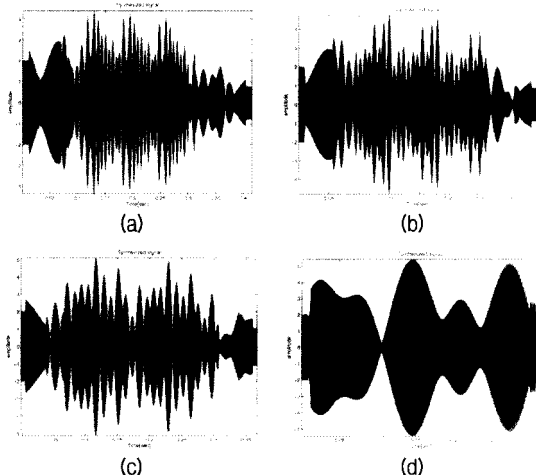


그림 4. 입사각에 따른 합성신호 예시 (a) 30° (b) 45° (c) 60° (d) 85°  
Fig. 4. Example of synthesized target signals depending on the aspect angle.

수중에서의 음속을 1500 m/s로 가정하였으며 표적 길이는 100 m, 표적과 센서와의 거리는 5 km로 고정하였다. 센서와 표적의 수심을 각각 다르게 배치하고 합성하기 위해서 센서의 위치는 각각 0, 150, 300, 750, 1500 m로 변화 시키고 그에 따라 표적의 수심도 60, 70, 80, 90, 100 m로 다르게 하여 표적신호를 합성하였다. 3가지 표적에 따른 합성된 신호의 예시를 그림 3에 나타내었다. 표적이 변환에 따라 같은 펄스가 송신 되더라도 수신되는 신호는 차이가 남을 확인 할 수 있다. 따라서 신호를 그대로 분석해서 하이러이트의 분포를 확인하기는 어렵다. 그림 4는 입사각에 따른 표적 3의 합성신호를 보인 것이다. 같은 표적이라도 입사각에 따라 확연히 다른 신호가 수신됨을 알 수 있다.

### III. 특징인자 추출

능동소나에서는 송신신호를 알고 있으므로 먼저 수신된 신호의 SNR을 높이기 위해서 정합필터를 통과시키고, 시간에 따른 하이러이트 패턴을 구별하기 위해 시간영역에서의 특징추출기법을 사용하였다. 그림 5는 시간영역 특징인자 추출기법의 흐름도를 보인 것이며, 그림 6에 각 단계에서의 신호를 예시로 나타내었다. 우선 수신된 신호를 정합필터에 통과시킨 후 신호의 포락선을 검출하고 시간정렬 과정을 거친 신호로부터 시간영역 특징인자를 추출한다. 그림 6-(a)는 앞서 언급한 합성된 신호의 예를 나타내고 있고, 이를 정합 필터를 통과 시킨 신호 즉, 그림 6-(b)에서 대략적으로 정도로 하이러이트의 공간적 분포를 유추할 수 있음을 확인 할 수 있으며, 그림 6-(c)에서는 힐버트 변환을 이용해서 포락선을 검출한 결과를 보여주고 있다. 또한 그림 6-(d)에서는 첫 번째 하이러이트 위치를 검출하여 시간정렬을 함으로써 특징인자를 추출하는데 사용하였고, 이를 유한개의 블록으로 나누어 각각의 하이러이트에 대응 되는 값으로 변경 시킨 다음 그림 6-(c)와 같은 특징 인자를 추출할 수 있다.

본 연구에서 사용된 블록의 개수는 하이러이트 개수를 고려하여 25개를 사용하였고 각 블록에서의 특징인자는 블록내의 값 중 최대값을 사용하였다.



그림 5. 시간영역에서의 특징인자 추출 기법  
Fig. 5. The method of feature extraction in time-domain.

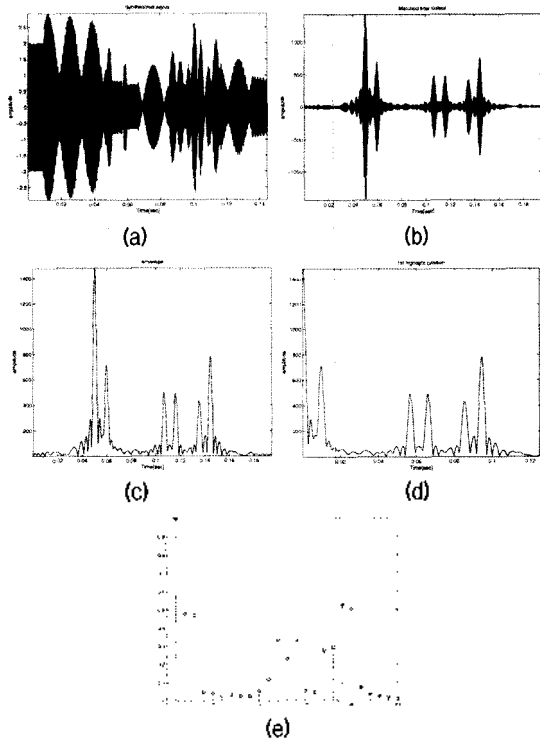


그림 6. 특징인자 추출 단계에서의 각 출력 신호 (a) original signal (b) matched filter output (c) envelope (d) finding 1st highlight (e) feature vector

Fig. 6. The output signal in each step of feature extraction.

### IV. 표적인식 실험 및 결과

표적신호에 부가된 잡음은 평균적인 해양환경을 고려하여 SNR 15 dB가 되도록 백색 가우시안 잡음을 사용하였고, 패턴 분류기는 다중클래스 SVM과 인공신경망을 사용하였다. SVM은 기본적으로 이진 분류기이기 때문에 실험에서는 ECOC (Error Correcting Output Codes) [11]를 적용한 다중클래스 SVM을 사용하였다. SVM의 커널 함수는 RBF를 사용하였고 RBF의 폭에 관한 파라미터는 0.5, 분류 에러에 대한 조절인자  $C$ 는 10으로 적용하여 실험하였다. 그림 7은 패턴 분류에 사용된 인공신경망의 구조를 나타낸다. 특징 벡터의 차원이 25이므로 입력 노드 수는 25이며, 은닉층의 노드 수: 5개, 전달 함수는 은닉층과 출력층 모두 log sigmoid 함수가 사용되었다. 출력층의 노드 수는 3개로 그것은 분류하고자하는 클래스의 수와 같다.

실험 데이터는 3개의 표적에 대하여 각 표적 별로 입사각에 따라 표적신호를 생성하였다. 입사각은  $0^{\circ} \sim 90^{\circ}$  사이에서  $15^{\circ}$  간격으로 추출하여 합성하였다. 각 표적 당 훈련에 사용된 데이터 수는 70개이고 인식 실험에 사용된

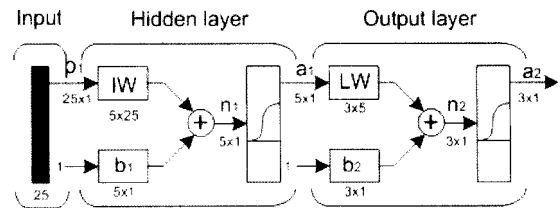


그림 7. 실험에 사용된 MLP 구조

Fig. 7. The structure of MLP used in the experiment.

표 2. 입사각에 따른 분류 결과 (50ms pulse, SNR=15 dB)

Table 2. Classification result with respect to aspect angle.

입사각	Class 1		Class 2		Class 3	
	SVM	ANN	SVM	ANN	SVM	ANN
$0^{\circ}$	15/15	15/15	15/15	15/15	15/15	15/15
$15^{\circ}$	15/15	15/15	15/15	15/15	15/15	14/15
$30^{\circ}$	15/15	13/15	15/15	15/15	15/15	14/15
$45^{\circ}$	15/15	15/15	15/15	15/15	15/15	15/15
$60^{\circ}$	15/15	15/15	15/15	15/15	15/15	14/15
$75^{\circ}$	5/15	14/15	12/15	10/15	14/15	12/15
$90^{\circ}$	15/15	7/15	0/15	12/15	0/15	10/15

표 3. 입사각에 따른 분류 결과 (300ms pulse, SNR=15 dB)

Table 3. Classification result with respect to aspect angle.

입사각	Class 1		Class 2		Class 3	
	SVM	ANN	SVM	ANN	SVM	ANN
$0^{\circ}$	15/15	15/15	15/15	15/15	15/15	15/15
$15^{\circ}$	15/15	14/15	15/15	15/15	15/15	15/15
$30^{\circ}$	15/15	13/15	14/15	13/15	13/15	13/15
$45^{\circ}$	15/15	15/15	15/15	14/15	15/15	13/15
$60^{\circ}$	10/15	14/15	13/15	14/15	11/15	15/15
$75^{\circ}$	12/15	10/15	12/15	13/15	13/15	11/15
$90^{\circ}$	15/15	8/15	0/15	6/15	0/15	13/15

데이터 수는 105개이다. 실험은 두 가지 방법으로 진행되었으며 그 결과를 표 2-5에 제시 하였다.

표 2와 3은 입사각에 따른 분류결과를 각각 50 ms, 300 ms 길이의 LFM 신호를 사용한 경우에 대해서 나타낸 것이다.  $90^{\circ}$ 를 제외한 모든 입사각에서 평균 90% 이상의 인식 결과를 보이고 있다. 표적의 입사각이  $90^{\circ}$ 로 갈수록 각각의 하이라이트에 반사되어 돌아오는 신호성분들의 시간적 차이가 줄어들게 되고 이론적으로  $90^{\circ}$ 가 되면 동시에 도달하게 되므로 하이라이트에 따른 특징이 시간영역에서 나타나지 않게 된다. 표 4와 5는 입사각을  $0^{\circ} \sim 30^{\circ}$ ,  $45^{\circ} \sim 90^{\circ}$ 의 두 구역으로 나눈 다음 인식실험을 한 결과를 나타 것이다. 실험 DB에서  $15^{\circ}$ ,  $60^{\circ}$ 에서 생성된 데이터만을 각 구역의 훈련에 사용하고 나머지 데이터

를 인식실험에 사용하였다. 결과를 볼 때 임의의 각으로 반사된 표적신호에 대해서는 시간영역에서의 특징벡터 만으로는 높은 인식 성능을 얻기가 어려움을 알 수 있다.

## V. 결론

본 연구에서는 하이라이트 모델을 이용하여 능동소나 표적신호를 제한된 조건을 바탕으로 합성하고 이를 이용한 3가지 표적에 대한 인식실험을 수행하였다. 합성된 신호를 이용하여 표적을 분류하기 위해서 표적의 하이라이트 분포를 잘 구별할 수 있는 시간영역에서의 특징벡터를 추출하고 이를 다중클래스 SVM 및 인공신경망을 이용하여 분류해 보았다. 실험결과 동일한 입사각에 대한 실험 데이터에서는 90°를 제외한 영역에서 평균 90% 이상의 인식률을 보이거나 입사각이 다를 때에는 즉, 같은 표적이 라도 표적의 자세각이 달라질 경우 시간영역에서의 특징 벡터로는 신뢰성 있는 인식이 어려움을 확인하였다. 또한, SVM 및 인공신경망은 표적에 따라 인식율의 차이를 보였지만, 전체적으로는 비슷한 양상을 나타내었다. 향후에 표적의 자세각에 강인한 특징추출 기법이나 자세각을 추정하여 보완하는 방법 등에 대한 지속적인 연구가 필요하다.

## 감사의 글

본 연구는 방위사업청과 국방과학연구소의 지원으로 수행되었습니다 (계약번호 UD070054AD).

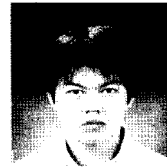
## 참고 문헌

1. Mahmood R. Azimi-Sadjadi, De Yao, Qiang Huang, and Gerald J. Dobeck, "Underwater Target Classification Using Wavelet Packets and Neural Networks," *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 11, no. 3, pp. 784-794, 2000.
2. Ali Pezeshki, Mahmood R. Azimi-Sadjadi, and Louis L. Scharf, "Undersea Target Classification Using Canonical Correlation Analysis," *IEEE J. Ocean Engineering*, vol. 32, no. 4, pp. 948-955, 2007.
3. Paul Runkle, Lawrence Carin, Luise Couchman, Timothy J. Yoder, and Joseph A. Bucaro, "Multiaspect Target Identification with Wave-Based Matched Pursuits and Continuous Hidden Markov Models," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 21, no. 12, pp. 1371-1378, 1999.

4. Boo Il Kim, Hyeong Uk Lee, and Myung Ho Park, "A study on Highlight Distribution for Underwater Simulated Target," *Proc. ISIF 2001*, pp. 1988-1992, Jun. 2001.
5. Mahmood R. Azimi-Sadjadi, De Yao, Arta A. Jamshidi, and Gerry J. Dobeck, "Underwater Target Classification in Changing Environments Using and Adaptive Feature Mapping," *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 13, no. 5, pp. 1099-1111, 2002.
6. Marc Robinson, Mahmood R. Azimi-Sadjadi, and Jaime Salazar, "Multi-Aspect Target Discrimination Using Hidden Markov Models and Neural Networks," *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 16, no. 2, pp. 447-459, 2006.
7. 주재훈, "능동소나에서 표적신호 산란특성 및 패턴인식에 관한 연구," 석사학위논문, 한국해양대학교, 2000.
8. Anders Svardström, "Neural network feature vector for sonar targets classification," *J. Acoust. Soc. Am*, vol. 93, no. 5, pp. 2656-2665, 1993.
9. Robert J. Unick, *Principles of Underwater Sound 3rd edition*, Peninsula Publishing, Los Altos, California, 1996.
10. 김부일, "외부형 물연속체를 포함한 능동소나 모의표적의 반사 신호 합성 기법," 박사학위논문, 경북대학교, 28-32쪽, 2001.
11. T. Dietterich and G. Bakiri, "Solving Multiclass Learning Problems via Error-Correcting Output Codes," *J. Artificial Intelligence Research*, vol. 2, pp. 263-286, 1995.

## 저자 약력

### •김 태 환 (Tae-Hwan Kim)



1981년 1월 14일 생  
2006년 2월: 경북대학교 전자전기 컴퓨터 학부 졸업  
2008년 2월: 경북대학교 대학원 전자전기컴퓨터학부 공학석사  
2008년 현재: 경북대학교 대학원 전자전기컴퓨터 학부 박사 과정

### •박 정 현 (Jeong-Hyun Park)



1977년 12월 19일 생  
2002년 2월: 경북대학교 전자전기공학부 졸업  
2005년 2월: 경북대학교 대학원 전자전공학 석사 (박사과정 수료)  
2007년 2월: 경북대학교 대학원 전자전기컴퓨터학부 (박사과정 수료)  
현재: 경북대학교 대학원 전자전기컴퓨터학부 박사 과정

### •남 종 근 (Jong-Geun Nam)



1978년 8월 30일 생  
2004년 2월: 경북대학교 전자전기컴퓨터학부 (공학사)  
2006년 8월: 경북대학교 대학원 전자공학 석사 (공학석사)  
2008년 8월: 경북대학교 대학원 전자전기컴퓨터학부 (박사과정 수료)  
현재: 경북대학교 대학원 전자전기컴퓨터학부 박사 과정

### •이 수 형 (Soo-Hyoung Lee)

현재: 워커힐대학교 에너지전기공학부 교수  
한국음향학회사 제19권 제1호 찬수

• 배 건 성 (Keun-Sung Bae)



1953년 11월 9일 생  
1977년: 서울대학교 전자공학과 졸업  
1979년: 한국과학기술원 전기 및 전자공학과 석사  
1988년: University of Florida 공학 박사  
1979년~현재: 경북대학교전자전기컴퓨터학부 교수