

펄스 도플러 레이더에서 HMM을 이용한 이동표적의 도플러 오디오 신호 식별

Classification of Doppler Audio Signals for Moving Target Using Hidden Markov Model in Pulse Doppler Radar

심재훈*, 이정호**, 배건성***★

Jae-Hun Sim*, Jung-Ho Lee**, Keun-Sung Bae***★

Abstract

Classification of moving targets in Pulse Doppler Radar(PDR) for surveillance and reconnaissance purposes is generally carried out based on listening and training experience of Doppler audio signals by radar operator. In this paper, we proposed the automatic classification method to identify the class of moving target with Doppler audio signals using the Mel Frequency Cepstral Coefficients(MFCC) and the Hidden Markov Model(HMM) algorithm which are widely used in speech recognition and the classification performance was analyzed and verified by simulations.

요약

감시 및 정찰용 펄스 도플러 레이더(Pulse Doppler Radar : PDR)에서 이동표적의 식별은 일반적으로 레이더 운용자의 도플러 오디오 신호 청취 및 훈련 경험을 바탕으로 수행된다. 본 논문에서는 음성인식 분야에서 널리 이용되는 Mel Frequency Cepstral Coefficients(MFCC) 특징 파라미터와 Hidden Markov Model(HMM) 식별 기법을 이용하여 이동 표적의 클래스를 자동 식별하는 방법을 제안하고, 시뮬레이션을 통해 식별성능을 분석하고 검증하였다.

Key words : Pulse Doppler Radar(PDR), Moving Target, MFCC, HMM, Automatic Classification

1. 서론

오늘날 방위산업 및 민수분야에서 감시·정찰 목적으로 다양한 종류의 레이더가 운용되고 있는데, 움직이는 물체에 대한 탐지 및 식별에는 펄스 도플러 레이더(Pulse Doppler Radar : PDR)가 주로 사용된다. PDR은 이동물체로부터 반사되어 수신된

신호의 도플러 효과를 이용하여 이동속도 추정이나 이동표적에 대한 정보를 획득할 수 있는데 이를 이용한 이동표적의 식별에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다[1]~[4].

육상에서 표적 탐지용으로 운용되고 있는 PDR에서 이동물체의 탐지 및 식별은 주로 레이더 운용자의 도플러 오디오 청취 훈련 및 경험으로 수행된

* Hanwha Systems Co., Ltd.

** LIG Nex1 Co., Ltd.

*** School of Electronics Engineering, Kyungpook National University

★ Corresponding author

E-mail : ksbae@ee.knu.ac.kr, Tel : +82-53-950-5527

Manuscript received Aug. 28, 2018; revised Sep 14, 2018; accepted Sep. 18, 2018

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

다. 즉, 레이더 수신신호에서 도플러 주파수를 검출한 후 일련의 신호처리 과정을 거쳐 얻어지는 도플러 오디오 신호를 운용자가 직접 귀로 듣고 표적의 유무 및 클래스 종류를 판단하게 된다. 따라서 식별 결과는 주관적인 판단으로 이루어지며, 운용자의 도플러 오디오 청취 숙련도와 주변 환경에 따라 달라질 수 있다.

본 논문에서는 *PDR*에서 표적신호의 자동식별 방법을 제안하고, 실험을 통해 제안한 방법의 타당성을 분석하고 검증하였다. 먼저, 운용자의 도플러 오디오 청취에 의해 표적신호의 식별이 이루어지는 것에 근거하여 식별을 위한 특징 파라미터로는 음성인식 분야에서 주로 사용되며 우수한 인식성을 보이는 Mel Frequency Cepstral Coefficients (*MFCC*) 방식을 사용하였으며[5]~[7], 식별 알고리즘은 임의의 시계열 신호에 대해 모델링이 용이한 Hidden Markov Model(*HMM*) 알고리즘을 적용하였다[8], [9]. 그리고 실험에 사용된 도플러 오디오 데이터는 helicopter, tracked vehicle, wheeled vehicle, pedestrian 등 4개 클래스로 구분되는데, 실제 필드에서 운용되고 있는 *PDR* 시스템에서 수집된 데이터를 이용하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 *PDR*의 표적신호와 *MFCC*에 대해 간략하게 설명하고, III장에서는 *HMM*의 기본개념과 이를 이용한 표적식별 방법에 대하여 설명한다. IV장에서는 *PDR* 표적신호의 식별성능 실험 및 분석결과를 제시하고, 마지막으로 V장에서 결론을 맺는다.

II. *PDR*의 표적신호 및 *MFCC*

펄스 도플러 레이더에서 이동표적의 식별을 위한 표적탐지 원리는 다음과 같다. 송신주파수(f_t)를 펄스 형태로 안테나를 통해 방사하고, 이동하는 물체로부터 반사된 신호는 다시 안테나를 통해 수신기로 입력된다. 수신신호의 주파수 성분은 도플러 주파수($\pm f_d$)가 더해져 $f_t \pm f_d$ 값을 갖게 된다. 이 신호는 다시 중간주파수(*IF*) 대역으로 변환 후 위상 검출기를 통과하여 신호처리기로 입력된다. 신호처리기로 입력된 신호는 A/D 변환 등 일련의 신호처리 과정을 거쳐 레이더 운용콘솔로 입력되고, 다시 D/A 변환 및 오디오 신호처리를 통해 가청주

파수 대역의 신호로 출력장치(스피커 또는 헤드폰)를 통해 출력된다. 운용자는 출력장치로부터 도플러 오디오를 청취하고 표적의 유무 및 클래스를 식별한다.

그림 1은 *PDR* 시스템의 개념도를 나타낸 것이다. 도플러 오디오 신호는 이동물체의 유효 반사면적(Radar Cross Section : *RCS*) 및 이동속도에 따라 각각 다른 특성을 갖게 되는데, 본 논문에서 사용된 표적 클래스별 *RCS* 크기는 “helicopter > tracked vehicle > wheeled vehicle > pedestrian” 순이다.

도플러 주파수(f_d)는 식 (1)과 같이 나타낼 수 있다.

$$f_d = \frac{2V_r}{\lambda} [Hz], \lambda = \frac{c}{f_t} \quad (1)$$

여기서 V_r 은 표적의 이동속도, λ 는 송신 주파수의 파장, f_t 는 송신 주파수, c 는 전파의 속도($3 \times 10^8 m/s$)이다.

예를 들어, 이동표적의 속도(V_r)가 2 ~ 250km/h 일 때, 송신 주파수(f_t)가 10GHz이면 도플러 주파수(f_d)는 약 37 ~ 4630Hz가 된다.

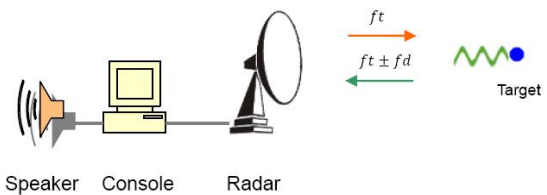


Fig. 1. Illustration of Pulse Doppler Radar(*PDR*).

그림 1. 펄스 도플러 레이더의 개념도

그림 2는 실제 운용환경의 *PDR*에서 수집된 클래스별 도플러 오디오 데이터 샘플이며, 시간에 따른 주파수 특성의 변화를 보여준다. 클래스별 특징을 간략히 살펴보면 다음과 같다. 먼저 helicopter는 *RCS*가 타 클래스에 비해 상대적으로 크고 구조 및 형상(rotor blade)의 특징으로 인해 여러 주파수 대역에 에너지가 분산되어 나타나며, tracked vehicle은 *RCS*도 비교적 크면서 형상(tracked chain)의 특징으로 인해 고주파 형태의 주파수 성분이 많이 나타난다. 그리고 wheeled vehicle은 단

일 주파수 대역에 에너지가 분포하며, pedestrian은 다른 클래스에 비해 상대적으로 이동속도가 느리므로 낮은 주파수 영역에 에너지가 집중됨을 확인할 수 있다.

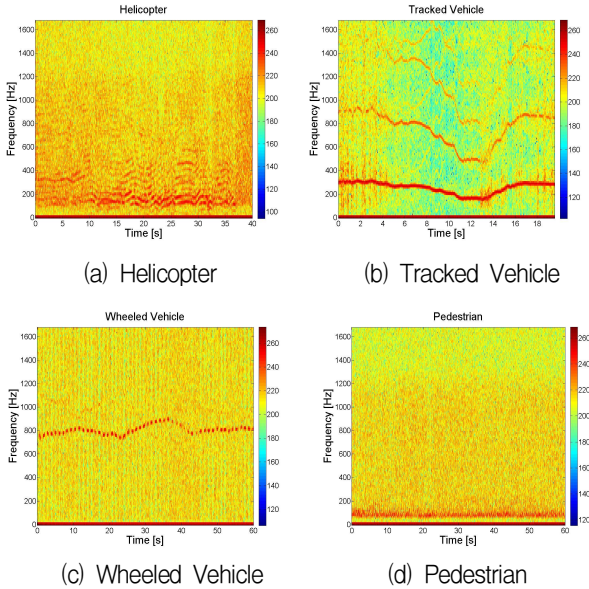


Fig. 2. Samples of Doppler audio data in PDR.
그림 2. PDR의 도플러 오디오 데이터 샘플

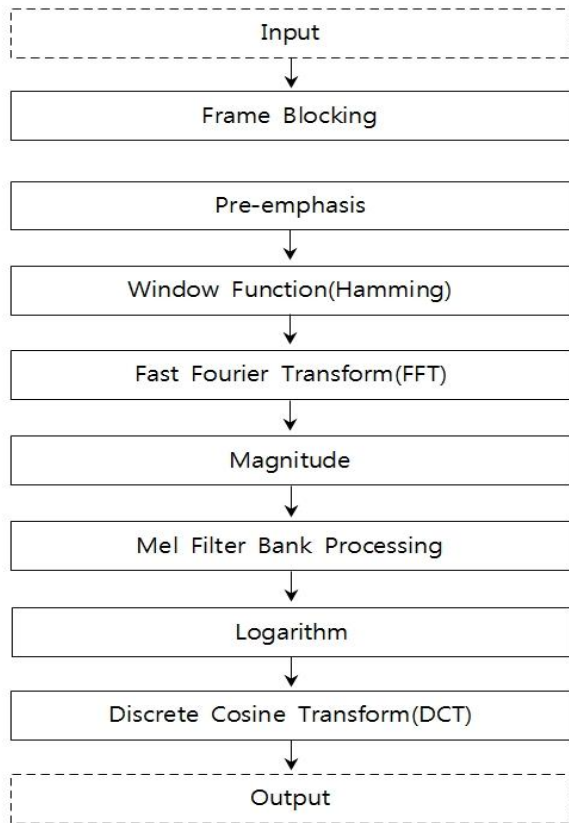


Fig. 3. Flowchart of MFCC feature extraction.
그림 3. MFCC 특징 추출 흐름도

본 논문에서는 각각의 클래스별 도플러 오디오 신호의 특징이 다른 점을 이용하여 음성신호처리 분야에서 널리 사용되는 MFCC 및 HMM 알고리즘을 적용한 이동표적의 클래스 자동식별 방법을 제안하였다. 음성신호처리 분야에서는 음성인식 또는 화자인식을 위한 특징파라미터로 인간의 청각 특성을 반영한 MFCC가 주로 사용된다. 또한 MFCC는 사람의 귀가 주파수 변화에 반응하게 되는 양상이 선형적이지 않고 멜 스케일(mel-scale)에 따르는 청각적 특성을 반영한 특징파라미터 추출방법이다. 그림 3은 MFCC 특징 추출 흐름도를 나타낸 것이다[5].

입력 신호는 분석 프레임 단위로 처리되는데, 해당 프레임의 신호 $x(n)$ 에 대한 Pre-emphasis 과정을 거치며 α 는 일반적으로 0.95 ~ 0.98 사이의 값을 갖는데 식 (2)와 같이 나타낼 수 있다.

$$x'(n) = x(n) - \alpha x(n-1) \quad (2)$$

그 후 스펙트럼 $X(k)$ 는 식(3)과 같이 구해지는데, 여기서 N 은 프레임의 샘플 개수, $w(n)$ 은 Hamming window 함수이다.

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x'(n)w(n)e^{-\frac{j2\pi nk}{N}} \quad (3-1)$$

$$w(n) = 0.54 - 0.46\cos\left(\frac{2\pi n}{N-1}\right) \quad (3-2)$$

식 (3)에서 구해진 스펙트럼 신호는 식(4)와 같이 현재 프레임의 i 번째 대역의 에너지가 되며, $f_i(k)$ 는 멜 단위의 임계대역을 갖는 삼각형 형태의 주파수 특성을 가지는 i 번째 필터의 가중치이다.

$$E(i) = \sum_{k=0}^{N-1} |X(k)|^2 f_i(k) \quad (4)$$

구해진 대역별 에너지로부터 식 (5)와 같이 Discrete Cosine Transform(DCT)을 이용하여 MFCC 특징벡터 c_k 를 구한다.

$$c_k = \sum_{i=1}^M \log E(i) \cos\left[\frac{\pi k(i-0.5)}{M}\right] \quad (5)$$

여기서 M 은 멜 대역에서의 필터뱅크의 수를 나타낸다.

III. HMM을 이용한 표적 식별

3.1 HMM의 정의

HMM은 실제적인 관측을 통해서 변화되는 통계적인 특징을 확률적으로 모델링하기 위하여 마르코프 과정을 이용한다. 각 상태 열은 은닉되어 있고, 다른 관측 가능한 확률적인 과정들의 집합을 통하여만 관측될 수 있다. HMM 모델은 $\lambda = (A, B, \pi)$ 로 정의되며 2개의 상태 집합과 3개의 확률 집합으로 구성되는 5개의 요소를 갖는다[8], [9].

① N : 모델의 상태 수

상태의 집합은 $S = \{S_1, S_2, \dots, S_N\}$ 로 표시되며, 시간 t 에서의 상태를 q_t 라고 표시한다.

② M : 각 상태에서 관측되는 심벌의 수

관측 벡터의 집합은 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_M\}$ 로 표시한다.

③ A : 상태전이 행렬

전이 확률 분포는 $A = \{a_{ij}\}$ 라 하고, a_{ij} 는 상태 i 에서 j 로 천이할 확률로 식 (6)과 같이 표현된다.

$$a_{ij} = P[q_{t+1} = S_j, q_t = S_i], 1 \leq i, j \leq N \quad (6)$$

④ B : 관측 확률밀도함수

$B = \{b_j(o_t)\}$ 로 나타내며 $b_j(o_t)$ 는 관측 벡터가 o_t 가 j 번째 상태에서 관측될 확률을 나타내며 식 (7)과 같이 표현된다.

$$b_j = P[o_t \text{ at } t | q_t = S_j], 1 \leq j \leq N \quad (7)$$

⑤ π : 초기상태 확률분포

$\pi = \{\pi_i\}$ 로 나타내며 π_i 는 식 (8)과 같이 표현된다.

$$\pi_i = P[q_1 = S_i], 1 \leq i \leq N \quad (8)$$

그림 4는 HMM의 훈련과정을 나타내며, 훈련부에서는 클래스의 최적의 파라미터인 λ , 즉 클래스별 HMM 모델들을 만들어 식별 데이터베이스에 저장한다.

그림 5는 HMM의 식별과정을 요약하여 보인 것으로, 식별하고자 하는 데이터가 입력되면 클래스별 모델에 대한 입력데이터의 확률 $P(O|\lambda)$ 을 계산하게 되고 최대의 확률 값을 갖는 클래스의 HMM 모델을 최종 식별 결과로 출력한다.

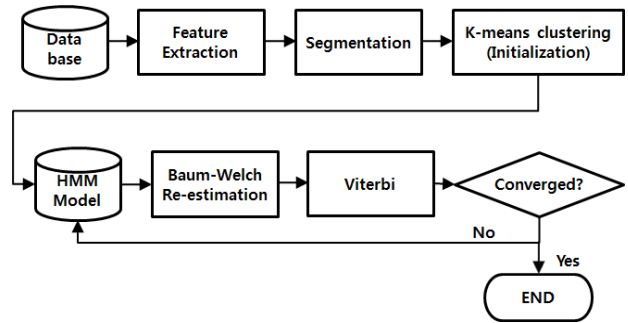


Fig. 4. Block diagram of HMM training procedure.

그림 4. HMM 훈련과정 블록도

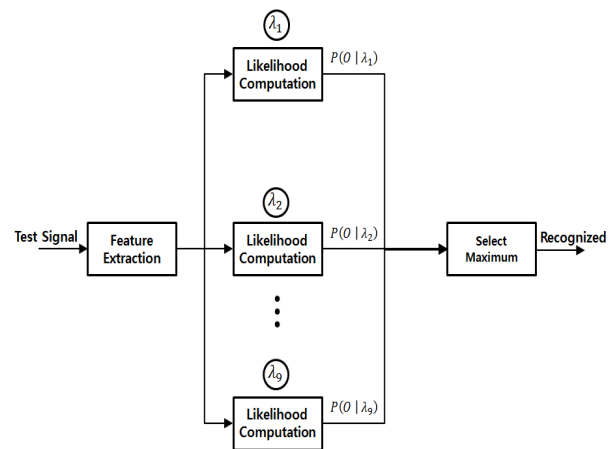


Fig. 5. Block diagram of HMM classification procedure.

그림 5. HMM 식별과정 블록도

3.2 HMM을 이용한 표적 식별

본 논문에서는 제안한 HMM 시스템 구현에 HTK를 사용하였다. HTK는 범용으로 임의의 시계열 신호를 HMM으로 모델링할 수 있는 도구로써 특히 음성인식기 연구를 위해 개발되어 공개된 것이다[10].

그림 6은 HMM을 이용한 음성인식이 HTK를 통해 이루어지는 형태를 대략적으로 나타낸 것이다. HTK 문법에 맞도록 transcription 파일을 작성하고 훈련 데이터를 설정하여 동작을 시키면 원하는 조건에서의 특징 파라미터를 구해내고, 구해진 특징 파라미터를 이용하여 각 클래스의 모델이 생성된다. 이렇게 생성된 모델은 각 클래스를 대표하게 되며, 입력되는 시험데이터에서 특징 파라미터를 추출하게 되고 훈련데이터에서 만들어진 모델과 Baum-Welch 알고리즘을 통하여 확률적으로 어떠한 클래스의 모델과 유사한지 계산하게 한다. 그리고 최종적으로 가장 높은 확률을 나타내는 클래스로 식별되게 된다.

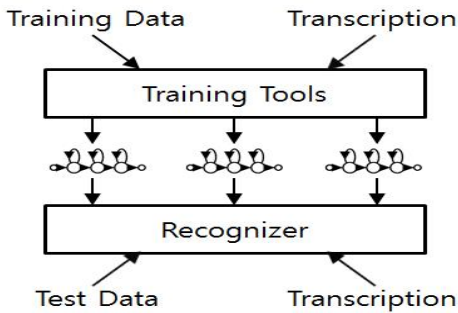


Fig. 6. Fundamentals of target classification using *HTK*.
그림 6. *HTK*를 이용한 표적식별의 기본원리

IV. 실험 및 검토

4.1 실험 DB 및 환경

본 논문에서 사용된 훈련 및 시험 데이터는 실제 필드에서 운용 중인 *PDR* 시스템에 저장된 도플러 오디오 신호 데이터를 수집한 것이다. 클래스별로 수집된 데이터는 짧게는 8초, 길게는 60초로 평균 43초인 데이터 134개이다. 도플러 오디오 데이터는 helicopter, pedestrian, tracked vehicle, wheeled vehicle로 4개의 클래스로 구분하였으며, 클래스별 데이터 셋(훈련데이터, 시험데이터)은 표 1과 같다.

모든 데이터는 모노(mono) 신호이며, 샘플링 주파수 3348Hz, 16bits/sample로 양자화 되어있다. 특징 파라미터로는 10차 *MFCC*에 20개의 필터뱅크를 사용하고 Hamming window를 이용하여 추출하였다. 분석 프레임의 크기는 0.1sec, 오버랩의 크기는 0.05sec, *HMM*의 상태 수는 5개로 설정하였다.

하나의 데이터를 한 개의 음성과 같이 생각하여 데이터 전체에 걸쳐 단어단위 식별 실험을 진행하였으며, 실험은 같은 방법으로 데이터 조합을 바꿔가며 20회 반복하여 좀 더 신뢰성 있는 결과를 얻고자 하였다. *HMM*은 일반적으로 시계열 데이터에 많이 사용하는 Left-to-Right 모델을 사용하였으며, 표 2와 같이 Gaussian mixture 수를 1, 2, 4, 8, 16, 32로 변화시키면서 식별 실험을 수행하였다.

Table 1. Number of dataset for each class

표 1. 클래스별 데이터 셋 수

Class Dataset	Helicopter	Pedestrian	Tracked Vehicle	Wheeled Vehicle
Training	9	35	12	45
Test	3	11	4	15
Total	12	46	16	60

4.2 실험 결과 및 고찰

본 논문에서 제안한 *HMM*을 이용한 도플러 오디오 신호의 식별 결과는 표 2와 같다. 실험결과에서 mixture가 32개일 때 가장 좋은 평균 식별률(83.07%)을 보였다. 표 3은 평균 식별률이 가장 좋은 32개의 mixture에서 클래스별 식별결과를 보인 것이다. 각 클래스별 식별 결과를 확인해보면 상대적으로 데이터 셋이 적은 helicopter 경우 식별률이 다소 낮게 나타났는데 그 이유는 *HMM*을 이용한 식별의 경우 훈련 데이터가 많을수록 각 클래스의 특징을 나타내는 모델이 잘 만들어 지고 식별 결과도 우수하게 나타나기 때문이다. 한편, helicopter와 비슷한 수준의 데이터 셋을 갖는 tracked vehicle의 경우 높은 식별률을 보였는데 그 이유는 그림 2(b)에서 나타나듯이 타 클래스에 비해 고조파 성분을 갖는 스펙트럼 특성을 많이 포함하여 타 클래스와 구분되기 때문이다. 그리고 표 3의 클래스별 식별 결과를 보면 상대적으로 wheeled vehicle로 오식별되는 경우가 다소 나타났는데 이는 wheeled vehicle 신호의 스펙트럼 특성과 도플러 오디오 신호 생성에 영향을 주는 표적의 *RCS* 및 이동속도 등이 타 클래스와 유사성을 보였기 때문인 것으로 추정된다.

Table 2. Classification result for each class using *HMM*(%).
표 2. *HMM*을 이용한 클래스별 식별 결과(%)

Class \ Mixture	1	2	4	8	16	32
Helicopter	68.33	65.00	66.67	71.67	70.00	70.00
Pedestrian	86.82	87.73	85.00	88.18	87.27	88.18
Tracked Vehicle	81.25	93.75	93.75	92.50	90.00	88.75
Wheeled Vehicle	69.33	69.67	75.67	78.00	75.45	85.33
Classification Rate(avg.)	76.43	79.04	80.27	82.59	80.68	83.07

Table 3. Classification result for each class(Mixture=32).

표 3. 클래스별 식별 결과(Mixture=32)

Output \ Input	Helicopter	Pedestrian	Tracked Vehicle	Wheeled Vehicle
Helicopter	42/60	6/220	0/80	11/300
Pedestrian	4/60	194/220	3/80	21/300
Tracked Vehicle	0/60	3/220	71/80	12/300
Wheeled Vehicle	14/60	17/220	6/80	256/300
Classification Rate	70%	88.18%	88.75%	85.33%

V. 결론

본 논문에서는 PDR에서 표적 식별을 위해 음성 인식 분야에서 많이 사용되는 MFCC 특징과라미터 및 HMM 식별 알고리즘을 이용한 자동식별방법을 제안하고, 시뮬레이션을 통해 식별 결과를 분석하고 검증하였다. 실험결과, mixture의 수가 32개일 때 평균 식별률이 83.07%로 가장 높게 나타남을 확인하였으며, 표적식별 실험에서 각 클래스별 고유의 특징이 잘 나타나는 좀 더 많은 양의 도플러 오디오 데이터 수집과 반복된 훈련과정을 통해 평균 식별률이 향상될 것으로 판단된다.

References

- [1] J. H. Sim and K. S. Bae, "Target Classification Algorithm with Doppler Audio Signals of Pulse Doppler Radar," *2009 ASK Spring Conference*, Vol.28, No.1(s), pp.168-171, 2009.
- [2] A. G. Stove, "A Doppler-Based Target Classifier Using Linear Discriminants and Principal Components," *RTO SET Symposium*, pp.26-1~26-12, 2004.
DOI:10.1109/RADAR.2003.1278734
- [3] Y. J. Kang, J. I. Lee, J. H. Bae, and C. H. Lee, "Target Classification Algorithm Using Complex-valued Support Vector Machine," *Journal of The Institute of Electronics Engineers of Korea*, Vol.50, No.4, pp.942-948, 2013.
DOI:10.5573/ieek.2013.50.4.182
- [4] Merrill I. Skolnik, "Introduction to Radar systems," Third Edition, McGraw-Hill, New York, pp.104-209, 2001.
- [5] T. G. Lim, K. S. Bae, C. S. Hwang, H. U. Lee, "Classification of Underwater Transient Signals Using MFCC Feature Vector," *The Journal of Korean Institute of Communications and Information Sciences*, Vol.32, No.8, pp.675-680, 2007. DOI:10.1109/ISSPA.2007.4555521
- [6] J. H. Kim, D. G. Paeng, C. H. Lee and S. W. Lee, "Feature Extraction Algorithm for Underwater Transient Signal Using Cepstral Coefficients

- Based on Wavelet Packet," *Journal of Ocean Engineering and Technology*, Vol.28, No.6, pp. 552-559, 2014. DOI:10.5574/KSOE.2014.28.6.552
- [7] Sebastian Edman, "Radar target classification using Support Vector Machines and Mel Frequency Cepstral Coefficients," *KTH Royal Institute of Technology*, Sweden, pp.23-25, 2017.
 - [8] L. R. Rabiner, "A Tutorial on Hidden Markov Models and Selected Applications in Speech Recognition," *Proceedings of the IEEE* Vol.77, No.2, pp.257-286, 1989. DOI:10.1109/5.18626
 - [9] S. Theodoridis and K. Koutroubas, "Pattern Recognition," 3rd Edition, Elsevier, pp.437-451, 2006.
 - [10] Steve Young and Gunnar Evermann, *The HTK Book(for HTK Version 3.4)*, Cambridge University Engineering Department, 2009.

BIOGRAPHY

Jae-Hun Sim (Member)



2002 : BS degree in Electronics Engineering, Kumoh National Institute of Technology.
2009 : MS degree in Electronics Engineering, Kyungpook National University.
2015 ~ : Research Engineer, Hanwha Systems.

Jung-Ho Lee (Member)



2009 : BS degree in Electronics Engineering, Kyungpook National University.
2011 : MS degree in Electronics Engineering, Kyungpook National University.
2011 ~ : Research Engineer, LIG Nex1.

Keun-Sung Bae (Corresponding author)



1977 : BS degree in Electronics Engineering, Seoul National University.
1979 : MS degree in Electrical Engineering, KAIST.
1989 : PhD degree in Electrical Engineering, University of Florida.
1979 ~ : Professor, School of Electronics Engineering, Kyungpook National University.