정규혼합모델을 이용한 수중 천이신호 식별

오상환* · 배건성**

Classification of Underwater Transient Signals Using Gaussian Mixture Model

Sanghwan Oh* · Keunsung Bae**

이 연구는 방위사업청과 국방과학연구소의 지원으로 수행되었습니다.(계약번호: UD100002KD)

요 약

천이신호는 지속시간이 짧으면서 길이의 변화가 크고, 시변성 및 비정재성 특성을 갖는다. 이러한 천이신호의 식별에는 분석 프레임 단위로 참조신호에 대한 기준패턴을 만들어 입력신호와의 유사도를 비교하는 방법이 효과적일 수 있다. 본 연구에서는 참조신호의 기준패턴으로 프레임 기반의 특징벡터들에 대해 확률통계 모형인 정규혼합모델을 적용하는 방법을 제안하고, 다양한 수중 천이신호에 대한 식별 실험을 통해 제안한 방법의 타당성을 검증하였다.

ABSTRACT

Transient signals generally have short duration and variable length with time-varying and non-stationary characteristics. Thus frame-based pattern matching method is useful for classification of transient signals. In this paper, we propose a new method for classification of underwater transient signals using a Gaussian mixture model(GMM). We carried out classification experiments for various underwater transient signals depending upon the types of noise, signal-to-noise ratio, and number of mixtures in the GMM. Experimental results have verified that the proposed method works quite well for classification of underwater transient signals.

키워드

멜캡스트림, 정규혼합모델, 천이신호 식별

Key word

MFCC, GMM, Transient signal classification

* 정회원 : (주)유라코퍼레이션

** 정회원 : 경북대학교 (교신저자, ksbae@mir.knu.ac.kr)

접수일자 : 2012. 04. 10

심사완료일자 : 2012. 05. 08

I. 서 론

일반적으로 천이신호는 지속시간이 대체로 짧으면서 길이의 변화가 크고, 시변성 및 비정재성 특성을 갖는다. 이런 천이신호의 검출 및 식별에 대한 연구는 진동공학, 생체공학, 해양공학 등 여러 분야에서 활발하게 진행되고 있다. 특히, 수중 음향신호처리 분야에서는 수중 환경에서 고래 등의 해양 생물이 내는 천이신호들과 선박, 잠수함, 어뢰 등에서 발생하는 인위적인 천이신호를 탐지하고 식별하기 위한 연구가 활발하게 이루어지고 있다[1-4].

수중에서 발생하는 천이신호는 신호의 종류 및 상태에 따라 시변성 및 비정재성 특성이 크게 바뀌며, 짧게는 수 백 밀리초에서 길게는 수 초의 지속시간을 가진다. 최근에 이런 수중 천이신호의 특성을 고려하여 분석 프레임 단위로 특징벡터를 추출하고, 데이터베이스의 각 클래스 참조신호에 대한 모든 프레임을 기준패턴으로 사용하여 입력신호와 유사도를 비교하는 기법이 제안되었으며[4], 벡터양자화를 이용하여 각 클래스 참조신호의 기준패턴 수를 줄이는 방법이 연구되었다[5]. 이와 같이 분석 프레임 단위로 참조신호와의 유사도를 계산하여 수중 천이신호를 식별하는 기법에서는 참조신호의 기준패턴을 구성하는 방법에 따라 식별 성능이 영향을 받게 된다. 본 논문에서는 입력신호의 특징벡터와 각 클래스 참조신호의 모든 기준패턴과의 유사도를 유클리드 거리로 직접 계산하는 방법 대신에 각 클래스의 기준패턴을 하나의 정규혼합모델[6]로 나타내어 보다 효율적으로 참조신호를 생성하며, 입력신호의 특징벡터와 모델간의 확률값을 계산하여 식별하는 방법을 제안한다.

정규혼합모델은 음성신호처리 분야의 화자인식에 많이 이용되는 패턴인식 기법으로, 각 클래스를 나타내는 특징벡터들의 다양한 변동성을 확률통계 모형으로 표현한 것이다. 특징벡터로는 이전의 연구[3]에서와 마찬가지로 음성인식 및 화자인식 등에서 많이 사용되는 멜캡스트럼을 이용하며, 다양한 수중 천이신호에 대한 식별 실험을 통해 제안한 방법의 타당성을 검증하고, 정규혼합모델의 매개변수 변화에 따른 식별 성능을 비교한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 멜캡스트럼 특징벡터 추출 및 정규혼합모델을 이용한 식별 시

스템에 대해 설명한다. 3장에서는 실험에 사용된 수중 천이신호 데이터베이스 및 실험조건 등에 대한 설명과 실험 결과를 제시하고, 마지막으로 4장에서 결론을 맺는다.

II. 특징벡터 추출 및 정규혼합모델 기반의 식별 시스템

2.1. 멜캡스트럼 특징벡터 추출

일반적으로 수중 천이신호 식별은 숙련된 소나 운용자가 수중 천이신호를 듣고 경험에 의존하여 천이신호를 식별하고 있다. 따라서 수중 천이신호 식별을 위하여 음성인식 분야에서 널리 사용되고 있는 인간의 청각 특성을 잘 반영한 멜캡스트럼 특징벡터를 사용한다. 음성인식 분야에서는 일반적으로 표본화주파수가 8kHz 인 신호에 대하여 20개의 멜 필터뱅크를 구성하여 13차 멜캡스트럼 특징벡터를 추출한다. 그러나 수집된 수중 천이신호의 표본화주파수 32kHz를 고려하여 멜 필터뱅크 대역을 16kHz까지 확장하였다. 일반 주파수와 멜 스케일 사이의 관계식[6]을 이용하여 표본화주파수 8kHz의 주파수 대역 4kHz에 대한 20개의 멜 필터뱅크에 대한 멜 간격을 구하면 식 (1)과 같이 대략 107.3 멜이 된다.

$$f_{mel} = 2595 \cdot \log_{10} \left(1 + \frac{4000}{700} \right) / 20 \cong 107.3 \quad (1)$$

동일한 멜 간격을 유지하면서 표본화주파수를 32kHz로 확장하면 신호 대역 16kHz에 대한 멜 필터뱅크의 개수는 식 (2)와 같이 대략 34개가 된다.

$$\begin{aligned} \text{No. of filterbank} &= 2595 \cdot \log_{10} \left(1 + \frac{16000}{700} \right) / 107.3 \\ &= 33.32 \cong 34 \end{aligned} \quad (2)$$

표 1은 표본화주파수 32kHz에 대해 확장된 34개의 멜 필터뱅크들의 중심주파수를 나타낸 것이다. 표본화주파수 32kHz로 확장된 멜 필터뱅크 대역을 기반으로 첫 번째 0차인 에너지를 제외한 12차의 멜캡스트럼 특징벡터를 추출해 수중 천이신호 식별을 위한 특징벡터로 사

용한다. 수중 천이신호 식별을 위한 특징벡터에서 에너지를 제외시키는 이유는 같은 종류의 신호라고 하더라도 에너지 차이가 큰 신호들은 다른 클래스로 식별될 수 있기 때문이다.

표 1. 표본화주파수 32kHz에 대한 멜 필터뱅크의 중심주파수

Table. 1 Center frequency of mel-filter bank with sampling frequency of 32kHz

No.	Filter bank's center frequency(Hz)	No.	Filter bank's center frequency(Hz)
1	66	18	2878
2	139	19	3217
3	219	20	3589
4	306	21	3995
5	401	22	4441
6	506	23	4928
7	620	24	5462
8	745	25	6047
9	882	26	6687
10	1033	27	7388
11	1197	28	8155
12	1377	29	8995
13	1574	30	9915
14	1790	31	10922
15	2026	32	12024
16	2284	33	13231
17	2568	34	14553

2.2. 정규혼합모델을 이용한 수중 천이신호 식별 시스템

수중 천이신호 식별시스템은 크게 두 부분으로 나눌 수 있다. 하나는 훈련부로서 각 클래스별로 훈련데이터를 이용하여 프레임별로 특징벡터를 추출하여 정규혼합모델 λ 를 구하는 과정이며, 다른 하나는 인식부로서 입력신호의 프레임 단위로 최대의 확률값을 갖는 클래스의 정규혼합모델 λ 를 찾고, 입력신호의 전체 프레임에 대해 가장 많이 식별된 모델을 갖는 클래스를 최종 식별 결과로 결정하는 과정이다.

정규혼합모델 λ 는 식 (3)과 같이 혼합가중값 p_i , 평균벡터 $\vec{u_i}$, 공분산 행렬 Σ_i 로 구성되며, EM 알고리즘

을 이용하여 반복적인 방법으로 최적의 매개변수를 구해낸다[7,8]. 여기서 혼합가중값 p_i 는 식 (4)를 만족해야 한다.

$$\lambda = \{p_i, \vec{u_i}, \Sigma_i\}, \quad i = 1, \dots, M \quad (3)$$

$$\sum_{i=1}^M p_i = 1 \quad (4)$$

N 개의 훈련된 각 클래스별 기준패턴은 정규혼합모델 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_N$ 으로 표현된다. 인식부에서는 입력 특징벡터에 대해 식 (5)에 주어진 것처럼 최대사후확률을 갖는 정규혼합모델을 찾는 과정이다.

$$\hat{I} = \arg \max_{1 \leq i \leq N} P_r(\lambda_i | x) = \arg \max_{1 \leq i \leq N} \frac{p(x | \lambda_i) P_r(\lambda_i)}{P(x)} \quad (5)$$

그림 1은 정규혼합모델을 만들기 위한 훈련부의 블록도이며, 그림 2는 입력신호의 한 프레임에 대해 정규혼합모델을 이용한 식별과정의 블록도를 나타낸 것이다.

그림 1. 정규혼합모델 훈련부의 블록도
Fig. 1 Block diagram of training part for GMM

그림 2. 정규혼합모델을 이용한 인식부의 블록도
Fig. 2 Block diagram of classification part for GMM

III. 실험 및 고찰

3.1. 실험환경

수중음향 환경에서의 신호, 특히 수중 천이신호는 군사기술 및 보안과 관련되어 실제 해양 환경에서 측정된 신호를 획득하기에는 많은 제약이 따른다. 따라서 본 연구에서는 수중 천이신호 식별 기법에 대한 성능평가를 위해 인터넷에서 획득한 자료 중에서 총 8개의 클래스, 21개의 제한적인 신호를 실험 데이터로 사용하였다[4].

표 2는 실험에 사용된 천이신호의 종류와 길이를 나타낸 것으로, 4 종류의 해양 생물 소리와 4 종류의 인위적인 소리가 실험에 사용되었다. 일반적으로 수중 천이신호가 수집되는 해양 환경에서는 여러 종류의 잡음이 존재하는데, 본 논문에서는 실제 해양환경에서 수집된 배경잡음, 협대역잡음, 싱잉잡음(Singing Noise)의 3가지 잡음을 이용하였으며, 참조신호의 신호대잡음비는 5dB로 설정하고 테스트를 위한 입력신호의 신호대잡음비는 4, 2, 0, -2dB의 4 가지 경우로 설정하였다. 실험에 사용된 수중 천이신호의 표본화주파수는 32kHz, 양자화 비트 수는 16비트이며, 분석 프레임의 크기는 16ms로 하고 프레임 간의 중첩은 없도록 하였다. 또한, 정규혼합모델의 혼합(mixture) 수는 1, 2, 4, 8개로 변화시키면서 실험하였으며, 정규혼합모델의 훈련 및 식별 과정은 Hidden Markov Model Tool Kit(HTK)[9]을 이용하여 수행하였다.

표 2. 실험에 사용된 수중 천이신호의 종류
Table. 2 Types of transient signals used for experiments

클래스	천이 신호
클래스1_1	범고래_1
클래스2_1, 클래스2_2, 클래스2_3	참고래1, 참고래_2, 참고래_3
클래스3_1, 클래스3_2	귀신고래_1, 귀신고래_2
클래스4_1, 클래스4_2	해치의 끼익하는 소리_1, 해치의 끼익하는 소리_2
클래스5_1	흑등고래_1
클래스6_1	금속 해치 단침 소리_1
클래스7_1	잠수함 해치 단침 소리_1
클래스8_1, 클래스8_2, 클래스8_3, 클래스8_4, 클래스8_5, 클래스8_6, 클래스8_7, 클래스8_8, 클래스8_9, 클래스8_10	어뢰 발사관_1, 어뢰 발사관_2, 어뢰 발사관_3, 어뢰 발사관_4, 어뢰 발사관_5, 어뢰 발사관_6, 어뢰 발사관_7, 어뢰 발사관_8, 어뢰 발사관_9, 어뢰 발사관_10

3.2. 실험결과 및 분석

식별 과정은 입력신호의 분석 프레임 단위로 참조신호의 정규혼합모델과의 확률값이 제일 큰 클래스로 프레임을 사상(mapping)시키고, 프레임이 가장 많이 사상된 클래스로 입력신호를 식별하게 된다. 표 3은 혼합수가 1인 정규혼합모델에서 신호대잡음비가 4dB인 수중 배경잡음 환경에서의 식별 결과를 총 탐지된 프레임 수에 대해 특정 클래스로 사상된 프레임 수로 나타낸 것이다. 표에서 보면, 입력신호의 전체 프레임에 대해 모든 신호가 각각 자기 클래스에 제일 많이 사상되어 바르게 식별됨을 볼 수 있다. 표 4는 오인식이 발생한 2dB 싱잉잡음 환경에서의 식별 결과를 보인 것인데, 클래스 7인 잠수함 해치 단침 소리_1 신호만이 클래스 6인 금속 해치 단침 소리_1 신호로 잘못 식별되고 나머지 입력 신호들은 모두 자신의 클래스로 바르게 식별됨을 볼 수 있다.

표 3. 신호대잡음비가 4dB인 수중배경잡음 환경에서의 식별 결과
Table. 3 Classification result for underwater ambient noise with SNR of 4dB

클래스 입력신호	클래스1_1	클래스2_1	클래스3_1	클래스4_1	클래스5_1	클래스6_1	클래스7_1	클래스8_1
클래스1_1	53 / 58	0 / 58	0 / 58	3 / 58	0 / 58	0 / 58	0 / 58	2 / 58
클래스2_1	0 / 130	122 / 130	0 / 130	0 / 130	0 / 130	8 / 130	0 / 130	0 / 130
클래스2_2	0 / 128	117 / 128	0 / 128	0 / 128	0 / 128	11 / 128	0 / 128	0 / 128
클래스2_3	0 / 118	109 / 118	0 / 118	0 / 118	0 / 118	8 / 118	1 / 118	0 / 118
클래스3_1	0 / 112	0 / 112	81 / 112	0 / 112	31 / 112	0 / 112	0 / 112	0 / 112
클래스3_2	0 / 102	0 / 102	91 / 102	0 / 102	9 / 102	2 / 102	0 / 102	0 / 102
클래스4_1	0 / 49	0 / 49	0 / 49	43 / 49	0 / 49	0 / 49	0 / 49	6 / 49
클래스4_2	2 / 33	0 / 33	0 / 33	29 / 33	0 / 33	0 / 33	0 / 33	2 / 33
클래스5_1	0 / 88	0 / 88	2 / 88	0 / 88	86 / 88	0 / 88	0 / 88	0 / 88
클래스6_1	0 / 68	0 / 68	2 / 68	0 / 68	0 / 68	58 / 68	7 / 68	1 / 68
클래스7_1	0 / 77	0 / 77	0 / 77	0 / 77	0 / 77	16 / 77	61 / 77	0 / 77
클래스8_1	0 / 69	0 / 69	0 / 69	3 / 69	0 / 69	0 / 69	0 / 69	66 / 69
클래스8_2	0 / 41	0 / 41	0 / 41	5 / 41	0 / 41	0 / 41	0 / 41	36 / 41
클래스8_3	0 / 58	0 / 58	0 / 58	0 / 58	0 / 58	0 / 58	0 / 58	58 / 58
클래스8_4	0 / 38	0 / 38	0 / 38	7 / 38	2 / 38	0 / 38	0 / 38	29 / 38
클래스8_5	0 / 46	0 / 46	0 / 46	4 / 46	0 / 46	1 / 46	0 / 46	41 / 46
클래스8_6	0 / 42	0 / 42	0 / 42	6 / 42	0 / 42	0 / 42	0 / 42	36 / 42
클래스8_7	0 / 66	0 / 66	0 / 66	3 / 66	0 / 66	5 / 66	0 / 66	58 / 66
클래스8_8	0 / 47	0 / 47	0 / 47	3 / 47	0 / 47	0 / 47	0 / 47	44 / 47
클래스8_9	0 / 55	0 / 55	0 / 55	9 / 55	0 / 55	0 / 55	0 / 55	46 / 55
클래스8_10	0 / 83	0 / 83	0 / 83	6 / 83	0 / 83	0 / 83	0 / 83	77 / 83

표 4. 신호대잡음비가 2dB인 싱잉잡음 환경에서의 식별 결과
Table. 4 Classification result for singing noise with SNR of 2dB

클래스 입력신호	클래스1_1	클래스2_1	클래스3_1	클래스4_1	클래스5_1	클래스6_1	클래스7_1	클래스8_1
클래스1_1	54 / 58	0 / 58	0 / 58	3 / 58	0 / 58	0 / 58	0 / 58	1 / 58
클래스2_1	0 / 130	114 / 130	0 / 130	0 / 130	0 / 130	12 / 130	4 / 130	0 / 130
클래스2_2	0 / 128	112 / 128	0 / 128	0 / 128	1 / 128	13 / 128	2 / 128	0 / 128
클래스2_3	0 / 118	103 / 118	1 / 118	0 / 118	0 / 118	13 / 118	1 / 118	0 / 118
클래스3_1	0 / 112	0 / 112	91 / 112	0 / 112	19 / 112	1 / 112	1 / 112	0 / 112
클래스3_2	0 / 102	0 / 102	85 / 102	1 / 102	15 / 102	0 / 102	0 / 102	1 / 102
클래스4_1	0 / 49	0 / 49	1 / 49	40 / 49	0 / 49	0 / 49	0 / 49	8 / 49
클래스4_2	0 / 33	0 / 33	0 / 33	32 / 33	0 / 33	0 / 33	0 / 33	1 / 33
클래스5_1	0 / 88	0 / 88	2 / 88	0 / 88	86 / 88	0 / 88	0 / 88	0 / 88
클래스6_1	0 / 68	0 / 68	1 / 68	0 / 68	0 / 68	58 / 68	8 / 68	1 / 68
클래스7_1	0 / 77	0 / 77	0 / 77	0 / 77	0 / 77	44 / 77	33 / 77	0 / 77
클래스8_1	0 / 69	0 / 69	0 / 69	4 / 69	0 / 69	0 / 69	0 / 69	65 / 69
클래스8_2	0 / 41	0 / 41	0 / 41	4 / 41	0 / 41	0 / 41	0 / 41	37 / 41
클래스8_3	0 / 58	0 / 58	0 / 58	0 / 58	0 / 58	0 / 58	0 / 58	58 / 58
클래스8_4	1 / 38	0 / 38	0 / 38	4 / 38	2 / 38	0 / 38	0 / 38	31 / 38
클래스8_5	0 / 46	0 / 46	0 / 46	2 / 46	0 / 46	0 / 46	0 / 46	44 / 46
클래스8_6	1 / 42	0 / 42	0 / 42	5 / 42	0 / 42	0 / 42	0 / 42	36 / 42
클래스8_7	0 / 66	0 / 66	0 / 66	9 / 66	0 / 66	11 / 66	0 / 66	46 / 66
클래스8_8	1 / 47	0 / 47	0 / 47	4 / 47	0 / 47	0 / 47	0 / 47	42 / 47
클래스8_9	0 / 55	0 / 55	0 / 55	3 / 55	0 / 55	0 / 55	0 / 55	52 / 55
클래스8_10	0 / 83	0 / 83	0 / 83	5 / 83	0 / 83	0 / 83	0 / 83	78 / 83

그림 3~5는 혼합 수가 1인 정규혼합모델에서 다양한 잡음 환경에 대한 식별 결과를 각 클래스로 별로 프레임 사상률로 나타낸 것으로, 사상률이 0.5 이상이면 바르게 인식된 결과를 의미한다. 대체로 신호대잡음비가 높을수록 자신의 클래스로 사상되는 프레임이 증가하는 것을 알 수 있으며, 수중배경잡음 또는 싱잉잡음 환경에서의 1~2개 오인식을 제외하고는 대부분 바르게 인식됨을 볼 수 있다.

그림 6~8은 오인식이 일어난 잡음환경에 대해 정규혼합모델의 혼합 수를 증가시키면서 식별 실험을 수행한 경우를 보인 것이다.

그림 3. 수중배경잡음 환경에서 신호대잡음비에 따른 자신의 클래스에 대한 프레임 사상률
Fig. 3 Frame-based correct mapping ratio depending on SNR of underwater ambient noise

그림 4. 협대역잡음 환경에서 신호대잡음비에 따른 자신의 클래스에 대한 프레임 사상률
Fig. 4 Frame-based correct mapping ratio depending on SNR of narrowband noise

그림 5. 싱잉잡음 환경에서 신호대잡음비에 따른 자신의 클래스에 대한 프레임 사상률
Fig. 5 Frame-based correct mapping ratio depending on SNR of singing noise

그림 6. 신호대잡음비가 2dB인 싱잉잡음 환경에서 혼합 수 증가에 따른 자신의 클래스에 대한 프레임 사상률
Fig. 6 Frame-based correct mapping ratio depending on the number of mixtures for singing noise with SNR of 2dB

그림 7. 신호대잡음비가 -2dB인 싱잉잡음 환경에서 혼합 수 증가에 따른 자신의 클래스에 대한 프레임 사상률
Fig. 7 Frame-based correct mapping ratio depending on the number of mixtures for singing noise with SNR of -2dB

그림 8. 신호대잡음비가 0dB인 수중배경잡음 환경에서 혼합 수 증가에 따른 자신의 클래스에 대한 프레임 사상률

Fig. 8 Frame-based correct mapping ratio depending on the number of mixtures for underwater ambient noise with SNR of 0dB

그림에서 보면, 대체로 혼합 수가 증가할수록 자기 클래스로 사상되는 프레임 수가 증가하여 오인식이 감소할 수 있음을 알 수 있다. 하지만 싱잉잡음의 8_10 클래스와 같이 혼합 수의 증가가 오히려 자기 클래스로 사상되는 프레임 수를 줄이는 경우도 나타났었다.

IV. 결 론

본 논문에서는 정규혼합모델을 이용하여 수중 천이신호를 식별하는 방법을 제안하고, 식별 실험을 통해 제안한 방법의 타당성을 검증하였다. 제안한 방법에서는 표본 화주과수에 맞추어 멜 필터뱅크를 확장하고, 멜캡스트럼을 특징벡터로 하여 각 클래스를 정규혼합모델로 모델링하였다. 식별과정은 입력신호에 대해 프레임 단위로 정규혼합모델과의 확률값을 계산하여 최대 확률값을 갖는 클래스로 판정하며, 입력신호 전체에 대한 프레임 사상률을 구하여 최종적으로 식별 결과를 얻게 된다. 다양한 잡음 환경과 신호대잡음비에 대한 식별 실험을 통하여 정규혼합모델을 이용한 프레임 기반의 수중 천이신호 식별 기법의 우수한 성능을 보임으로써 제안한 방법의 타당성을 검증하였다.

참고문헌

- [1] D. K. Mellinger and C. W. Clark, "Recognizing transient low-frequency whale sounds by spectrogram correlation," J. Acoust. Soc. Am., Vol. 107, No. 6, pp. 3518-3529, June. 2000.
- [2] S. Datta and C. Sturtivant, "Dolphin whistle classification for determining group identities," Signal Processing, Vol. 82, No. 2, pp. 251-258, Feb. 2002.
- [3] S. Tucker and G. J. Brown, "Classification of transient sonar sounds using perceptually motivated features," IEEE J. Ocean Engineering, Vol. 30, No. 3, pp. 588-600, July 2005.
- [4] 임태균, 배건성, 황찬식, 이형욱, "MFCC 특징벡터를 이용한 수중 천이신호 식별", 한국통신학회논문지, 32권, 8호, 675-680, 2007.8.
- [5] 임태균, 김태환, 배건성, 황찬식, "프레임 기반의 효율적인 수중 천이신호 식별을 위한 참조 신호의 벡터 양자화", 한국통신학회논문지, 34권, 2호, 181-185, 2009.2.
- [6] L. R. Rabiner and B. H. Juang, Fundamentals of Speech Recognition, Prentice Hall, Inc., New Jersey, 1993.
- [7] G. Xuan, W. Zhang, and P. Chai, "EM Algorithms of Gaussian Mixture Model and Hidden Markov Model," Proc. ICIP'01, pp. 145-148, Thessaloniki, Greece, Oct. 2001.
- [8] D. A. Reynolds, "Speaker identification and verification using Gaussian mixture speaker models," Speech Communication, Vol. 17, No. 1-2, pp. 91-108. March 1995.
- [9] <http://htk.eng.cam.ac.uk/>

저자소개

오상환 (Sanghwan Oh)

2010년 2월: 경북대학교
전자전기컴퓨터학부
(공학석사)

2012년 8월~현재: (주)유라코퍼레이션

※ 관심분야: 디지털신호처리

배건성 (Keunsung Bae)

1977년 2월: 서울대학교 전자공학과

1979년 2월: 한국과학기술원 전기및
전자공학과(공학석사)

1989년 5월: University of Florida
(공학박사)

1979년 3월~현재: 경북대학교 IT대학 전자공학부 교수

※ 관심분야: 음성신호처리, 디지털신호처리, 수중음향
신호처리, 패턴인식