천이 제한 HMM을 이용한 잡음 환경에서의 음성 인식

Speech Recognition in Noisy environment using Transition Constrained HMM

김 원 구*, 신 원 호**, 윤 대 희**
Weon-Goo Kim*, Won-Ho Shin**, Dae-Hee Youn**

※ 본 연구는 한국학술진흥재단의 '94 신진연구인력 연구장려금 지원에 의하여 이루어진 것임

요 약

본 논문에서는 상태간의 천이가 특정한 시간 구간에서만 발생하도록 하는 천이 제한(transition constrained) HMM를 제안하고 잡음 환경에서의 성능을 평가하였다. 천이 제한 HMM는 상태 지속을 제한하고 음성 신호의 시간적 변화를 단순하고 효과적으로 표현할 수 있다. 제안된 천이 제한 HMM은 기존 HMM 보다 성능이 우수할 뿐만아니라 계산량도 매우 감소한다.

제안된 방법의 성능을 평가하기 위하여 반연속(semi-continuous) HMM을 이용하여 잡음이 SNR 20, 10, 0 dB로 첨가된 음성에 화자독립 단독음 인식실험을 수행하였다. 실험 결과에서 제안된 방법은 잡음에 강인한 특성을 나타내었다. 두 가지 종류의 잡음을 SNR 10dB로 첨가하여 사용한 경우, 천이제한 HMM의 인식률은 기존 HMM의 단어 인식률 81.08%와 75.36%에 비하여 각각 7.31%와 10.35% 향상되었다.

ABSTRACT

In this paper, transition constrained Hidden Markov Model(HMM) in which the transition between states occur only within prescribed time slot is proposed and the performance is evaluated in the noisy environment. The transition constrained HMM can explicitly limit the state durations and accurately describe the temporal structure of speech signal simply and efficiently. The transition constrained HMM is not only superior to the conventional HMM but also require much less computation time.

In order to evaluate the performance of the transition constrained HMM, speaker independent isolated word recognition experiments were conducted using semi-continuous HMM with the noisy speech for 20, 10, 0 dB SNR. Experiment results show that the proposed method is robust to the environmental noise. The 81.08% and 75.36% word recognition rates for conventional HMM was increased by 7.31% and 10.35%, respectively, by using transition constrained HMM when two kinds of noises are added with 10dB SNR.

I. 서 론

음성 인식에 사용되는 Dynamic Time Warping(DTW) [1], Hidden Markov Model(HMM)[2]와 같은 방법들의 공통된 특징은 이들이 음성 신호의 시간적인 변화를 모델링하여 사용하려고 하는 점이다. 음성 신호의 특성은 시간에 따라 변화하는 성도 모양과 이에 따라 발생하는 스펙트럼의 시간적 변화에 의하여 결정되며, 이러한 시간적인 변화는 음성 신호에 포함된 음향적인 특징(스펙트럼 등)이 일정 시간동안 지속되거나 상대적으로 변화하는 것을 나타낸다. 따라서 이러한 변화를 정확히 표현하고자 하는 노력이 음성 인식 시스템의 성능을 좌우하는 것이다.

*군산대학교 전기공학과
**연세대학교 전자공학과
접수일자 : 1996년 3월 4일

HMM을 이용한 음성 인식에서는, 음성 신호에 존재하는 시간적인 변화를 보다 정확하게 나타낼 수 있는 상태 지속(state duration)을 사용하는 HMM을 이용하여 기존 HMM 보다 좋은 인식률을 얻을 수 있었다[2-6]. 그러나 이러한 방법도 가정한 상태 지속 밀도의 형태가 반드시 정확하지는 않다는 문제점과 상태 지속 밀도가 비교적 완만하면 Viterbi 알고리즘을 수행 시에 왜곡된 정합이 발생하고 계산량도 기존 Viterbi 알고리즘보다 여전히 많다. 또다른 해결 방법은 보다 효율적이고 준 최적(sub-optimal)한 방법으로서 HMM의 변수와 상태 지속 밀도를 각각 추정한 다음, 인식하는 단계에서 결합하여 사용하는 것이다[6, 10]. 이러한 방법의 문제점은 각 단어의 모델마다 각 상태에서 최대 상태 지속 시간만큼의 상태 지속 밀도를 저장하고 있어야 한다. 또한 최종 확률은 Viterbi 알고리즘을 수행한 후, 후방 추적을 통하여 최적 상태열을 찾아서 상태 지속 밀도로 보상하기 때문에 이중의 계산이 요구된다.

이러한 문제를 해결하기 위하여, 음성 신호에 존재하는 시간적 변화를 단순하고 효과적으로 표현할 수 있는 전체 경로 제한(global path constraint)을 갖는 HMM (HMM/GPC)이 제안되었다[11]. HMM/GPC는 인식을 수행하는 과정에서, 상태간의 천이가 미리 정하여진 시간 동안에만 일어나도록 하여 왜곡된 정합을 감소시키고 인식률을 향상시켰다. 또한 제안된 방법은 기존 Viterbi 알고리즘을 약간만 수정하여 구현될 수 있을 뿐만아니라 기존 Viterbi 알고리즘에 비하여 적은 계산량을 요한다.

본 논문에서는 HMM/GPC가 Viterbi 알고리즘을 수행시에 왜곡된 정합을 감소시키는 특성을 이용하여 잡음 환경에서 HMM/GPC의 성능을 향상시키는 천이 제한(transition constrained) HMM을 제안하였다. 잡음 환경에서 인식 성능의 저하는 왜곡된 특징 벡터와 이에 따른 왜곡된 정합에 의하여 발생한다. 본 논문에서는 잡음 환경에서 이러한 왜곡을 감소시킴으로서 인식 성능을 향상시켰다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 천이 제한 조건을 갖는 HMM를 제안하였고 3절에서는 실험 및 결과 고찰을 기술하였으며 4절에서 결론을 맺었다.

Ⅱ. 천이 제한을 갖는 HMM

천이 제한을 갖는 HMM에서는 기존 HMM의 파라메터인 상태 천이 확률 a_{ij}, 관찰 확률 $b_j(O_t)$와 함께 각 상태에 해당하는 두개의 천이 시간 제한 파라메터(transition time limiting parameter) l_i와 u_i가 필요하다. 이 두개의 파라메터는 인식을 수행할 때 미리 정하여진 시간 구간에서만 상태간 천이가 일어나도록 상태간 천이를 제한하는 역할을 한다. 이러한 천이 시간 제한 파라메터는 학습 과정에서 추정되고 인식시에는 기존 HMM의 최대 유사도(maximum likelihood) 정의를 약간 수정한다. 우선, 천이 제한 HMM을 다음과 같이 정의하였다.

O : 관찰열 $O = O_1 O_2 \cdots O_T$

l_i : 상태 S_i에서 천이 가능 구간의 정규화된 시작 시간을 나타내는 파라메터

u_i : 상태 S_i에서 천이 가능 구간의 정규화된 끝 시간을 나타내는 파라메터

q : 상태 천이 열 $q = q_1 q_2 \cdots q_T$, q_t는 시간 t에서의 상태

Q : 가능한 모든 상태열들의 집합

S : 상태 $S = \{S_1, S_2, \cdots, S_N\}$

λ : HMM

천이 제한 HMM에서는 모델 λ가 관찰열 O를 발생할 최대 유사도 $P(O|\lambda)$는 다음과 같다.

$$P(O|\lambda) = \max_{\substack{q_1 = S_i,\ l_i \le \frac{t}{T} \le u_i \\ q \in Q}} P(O \text{ and } q|\lambda) \tag{1}$$

(1)의 정의는 각 상태의 천이 시간 제한 파라메터가 학습 과정에서 구하여지기 때문에 인식 과정에만 적용되고 학습 과정에는 적용되지 않는다.

천이 제한 HMM의 파라메터를 추정하는 방법은 우선, 기존 HMM을 학습시킬 때 사용되는 Baum-Welch 알고리즘을 이용하여 a_{ij}와 $b_j(O_t)$를 학습시킨다. 천이 시간 제한 파라메터는 Viterbi 알고리즘을 사용하여 학습 데이터의 최적 상태열을 구하고 상태 S_i에 대한 천이 시간 제한 파라메터 l_i와 u_i를 찾는다. 예로, s_{ik}와 e_{ik}를 k 번째 학습 데이터의 최적 상태열에서, 상태 S_i가 시작되고 끝나는 시간이라고 정의하고, T_k를 k 번째 학습 데이터 길이, K를 단어당 학습 데이타 갯수라고 정의하면, l_i와 u_i는 다음과 같이 구하여 진다.

$$l_i = \min_{1 \le k \le K} \left(\frac{s_{ik}}{T_k}\right) \tag{2a}$$

$$u_i = \max_{1 \le k \le K} \left(\frac{e_{ik}}{T_k}\right) \tag{2b}$$

위에서 기술한 것처럼 천이 제한 HMM에서는 상태 천이가 미리 정하여진 시간 동안에만 일어나도록 하여서 왜곡된 정합이 감소되도록 한다. 이러한 특징은 음성 신호의 시간적인 변화를 단순하고 효과적으로 표현하는 것이다.

천이 제한 HMM의 구현은 기존 Viterbi 알고리즘을 다음과 같이 약간 수정하여 구현할 수 있다.

for $t = 1, 2, \cdots, T$
  for $j = 1, 2, \cdots, N$

$$\delta_t(j) = \begin{cases} \max\limits_{1 \le i \le N} [\delta_{t-1}(i) + \log a_{ij}] + \log b_j(O_t), & l_j \le \frac{t}{T} \le u_j \\ \infty, & elsewhere \end{cases} \quad (3)$$

천이 제한 HMM는 기존 Viterbi 알고리즘을 약간만 수정하여 구현될 수 있을 뿐만아니라 계산량도 크게 감소시킨다. 이러한 이유는 전체 경로 제한 조건에 의해 제한된 시간 영역에서만 Viterbi 알고리즘을 사용하여 계산하면 되기 때문이다. 또한 지나치게 왜곡된 정합을 감소시키므로 인식률을 향상시킨다.

이러한 왜곡된 정합에 의한 인식율 저하는 입력 음성에 잡음이 첨가된 경우에 보다 많이 발생한다. 그러한 이유는 잡음이 첨가된 특징 벡터로 인하여 단어간의 모호성이 증가되기 때문이다. 본 논문에서는 천이 제한 HMM이 갖는 왜곡된 정합을 감소시키는 특성을 이용하여 잡음 환경에서 음성 인식 시스템의 성능을 향상시키는 방법을 제안하였다. 이러한 방법은 (2)의 천이 시간 제한 파라메터 l_i와 u_i를 다음과 같이 변형하여 보다 강한 제한조건을 갖는 천이 시간 제한 파라메터 l'_i와 u'_i를 사용한다.

$$l_i = (1-\alpha)\, l_i \quad (4a)$$

$$u_i = (1+\alpha)\, u_i \quad (4b)$$

여기서 α는 변수로 $\alpha > 0$이면 느슨한 제한 조건으로 입력 패턴과 모델간의 매칭 영역이 증가하고 $\alpha < 0$이면 보다 강한 제한조건으로 입력 패턴과 모델간의 매칭 영역이 감소된다. 변형된 천이 시간 제한 파라메터에 의하여 (3)의 Viterbi 알고리즘의 l_i와 u_i도 l'_i와 u'_i로 변형된다.

Ⅲ. 실험 결과

제안된 방법의 성능을 평가하기 위하여 반연속(semi-continuous) HMM[12]을 사용하여 화자 독립 단독음 인식 실험을 수행하였다.

3.1 데이타 베이스

음성 인식에 사용되는 데이타 베이스는 11개 한국어 숫자음(0, 1, …, 9, 공)과 3개 명령어(걸어, 취소, 다음)의 14개로 구성되었다. 학습 데이타는 20-30대 남성 화자 50명이 각 단어를 2회씩 발음한(14단어*50명*2회 = 1400개) 음성으로 구성되었고, 시험 데이타는 학습 데이타에 포함되지 않은 20-30대 남성 화자 20명이 각 단어를 2회씩 발음한(14단어*20명*2회 = 560개) 음성으로 구성되었다. 각 음성은 비교적 조용한 연구실에서 지향성 마이크(AT831b)를 사용하여 DAT(Digital Audio Tape)에 녹음되었다.

3.2 음성 인식 시스템 구성

HMM을 이용한 화자 독립 단독음 인식 시스템의 구성은 다음과 같다. 4.5kHz의 차단 주파수(cutoff frequency)를 갖는 저역 통과 필터(low pass filter)를 통과한 음성 신호는 10kHz, 16비트로 표본화된다. 표본화된 음성 신호는 $1-0.95z^{-1}$의 전달 함수를 갖는 프리엠파시스(pre-emphasis) 필터를 통과하고 끝점 검출[8] 과정에서 묵음(silence)과 음성으로 구분된다. 검출된 음성 신호는 20ms(200샘플)의 크기를 갖는 해밍 창을 사용하여 10ms씩 이동하면서 특징 벡터를 구한다. 실험에 사용된 특징 벡터는 멜 켑스트럼 계수(MFCC : Mel-Frequency Cepstral Coefficient), 차등 멜 켑스트럼 계수, 차등 에너지를 사용하였다. 멜 켑스트럼 계수는 1024샘플로 FFT를 수행하고 20 밴드의 멜 밴드로 변환한 후 코사인 역변환하여 12차의 켑스트럼 계수를 구한다. 또한 현재의 프레임을 기준으로 전후 20ms의 멜 켑스트럼 차를 이용하여 차등 켑스트럼 계수를 구한다. 에너지 파라메터는 전후 10ms의 에너지 차와 에너지 차의 전후 20ms의 차를 구하여 2차의 에너지 벡터를 구하였다. 이러한 특징 벡터는 LBG 알고리즘을 사용하여 128개 코드($M = 128$)를 갖는 3개의 코드북을 구한다. 구하여진 코드북은 반연속 HMM의 가우시안 분포의 초기치로 사용하였다. 모델의 형태는 10개의 상태를 갖고 각 상태마다 2개의 천이를 갖는 LTR(left to right) 모델을 사용하였다. 또한 관찰열의 발생 확률을 구할 때 사용되는 분포의 갯수 F는 켑스트럼, 차등 켑스트럼, 차등 에너지에 각각 4, 4, 2개씩을 사용하였다. 반연속 HMM의 학습은 Baum-Welch 알고리즘을 사용하였고 인식시에는 Viterbi 알고리즘을 사용하였다.

3.3 상태 천이 HMM의 성능 평가

상태 천이 HMM의 성능을 평가하기 위하여 화자독립 단독음 인식실험을 수행하였다. 본 논문에서는 잡음 환경에서 인식 성능을 평가하기 위하여 두 가지 종류의 잡음을 사용하였다. 첫번째 잡음은 전시실과 같이 주변에 사람들이 웅성거리는 형태의 잡음이다. 이러한 잡음은 음성 잡음으로 잡음의 스펙트럼이 입력 음성과 중복되는 특성을 갖고 시간에 따라서 잡음의 형태가 급격하게 변화한다. 두번째는 컴퓨터에서 발생하는 잡음을 사용하였다. 이러한 잡음은 주로 컴퓨터의 팬에서 발생하는 잡음으로 비교적 시간적으로 변화하지 않는 특성을 갖는다. 인식 실험에서는 상태천이 HMM의 성능을 평가하기 위하여 끝점 검출이 끝난 음성에 이 두가지 형태의 잡음이 신호대잡음비(SNR)가 20, 10, 0 dB가 되도록 첨가하여 사용하였다.

상태천이 HMM의 천이시간 제한 파라메터 l_i와 u_i는 모델의 학습에 사용된 학습 데이터와 학습된 모델을 Viterbi 알고리즘을 사용하여 상태천이열을 구한 후 식 (2)을 이용하여 구하였다.

표 1. 전시실 잡음(a)과 컴퓨터 잡음(b)에 대한 기존 HMM과 천이제한 HMM의 화자독립 단독음 인식 결과(%)

Table 1. recognition results(%) of the speaker independent isolated word recognition for conventional HMM and transition constrained HMM in exhibition hall noise(a) and computer noise(b).

(a)

model	α	SNR			
		clean	20 dB	10 dB	0 dB
conventional HMM	–	99.46	96.07	81.07	43.39
transition constrained HMM	0.0	99.29	96.07	85.18	53.39
	−0.05	99.46	96.61	86.43	53.93
	−0.15	99.29	97.32	88.39	55.18
	−0.17	96.25	95.00	87.32	55.89

(b)

model	α	SNR			
		clean	20 dB	10 dB	0 dB
conventional HMM	–	99.46	95.89	75.36	32.14
transition constrained HMM	0.0	99.29	96.61	83.21	48.21
	−0.05	99.46	96.79	83.93	48.57
	−0.15	99.29	97.32	85.71	51.25
	−0.17	96.25	94.82	84.29	50.71

표 2. 입력 패턴에 대한 기존 HMM과 상태 천이 HMM의 평균 계산량

Table 2. Average computational loads of the conventional HMM and the transition constrained HMM for all input patterns.

model	α	Average computational loads	
		$C_{mul}=C_{\log}$	relative ratio
conventional HMM	–	14420	100%
transition constrained HMM	0.0	5913	41%
	−0.05	5433	38%
	−0.15	4475	31%
	−0.17	4283	30%

표 1은 두가지 형태의 잡음에 대한 화자독립 단독음 인식결과이다. 표에서 α는 천이 제한 HMM의 변수로서 (4)에 정의되었다. 표에서 알 수 있듯이 기존 HMM과 천이제한 HMM의 성능은 잡음이 존재하지 않는 상황에서는 비슷하지만 잡음이 존재할 때는 천이제한 HMM의 성능이 우수함을 알 수 있다. 특히 잡음이 존재할 때는 에 따라서 인식율의 변화가 커서 전시실 잡음이 SNR 20, 10, 0dB로 첨가된 경우, $\alpha=0.$일 때의 인식율 96.07%, 81.07%, 43.39%보다 $\alpha=-0.15$일 때 각각 1.25%, 7.32%, 11.79%의 인식성능 향상을 보였다. 또한 컴퓨터 잡음이 SNR 20, 10, 0dB로 첨가된 경우에는 각각 1.43%, 10.35%, 19.11%의 인식성능 향상을 보였다. 이러한 결과는 잡음이 첨가된 경우에 인식율의 저하의 원인 중에 한가지가 입력 패턴과 모델간의 왜곡된 매칭에 의하여서 발생하는 것을 의미하며 제안된 천이 제한 HMM은 이러한 왜곡된 매칭을 감소시킴으로서 잡음 환경에서 인식 성능을 향상시켰다. 또한 천이 제한 HMM의 변수 α를 0보다 작게하여 매칭 영역을 감소시킴으로서 잡음이 존재하는 경우에 보다 큰 인식성능의 향상을 얻을 수 있었다. 그러나 α를 지나치게 감소시키면 매칭영역이 감소되어 오히려 인식 성능이 저하된다.

천이 제한 HMM의 또다른 장점은 매칭 영역을 감소시키는 것에 따른 계산량의 감축이다. 예로, 기존 HMM의 경우, V를 단어 갯수, N을 HMM의 상태 갯수, k를 각 상태에서의 천이 갯수라고 정의할 때, T개의 길이를 갖는 입력 패턴에 대한 기존 Viterbi 알고리즘의 계산량은 다음과 같은 곱셈 C_{mul}과 대수 계산 C_{log}가 요구된다[9]. 여기서 2개 또는 3개의 상태 천이를 갖는 경우 k는 각각 2와 3의 값을 갖는다.

$$C_{mul}=C_{\log}=V\cdot T\cdot N\cdot k \tag{5}$$

한편, 천이 제한 HMM에서는 각 단어의 모델마다 천이 시간 제한 파라메터가 사용되어 단어마다 계산량의 차이가 발생하므로 실험적으로 계산량을 구해야한다. 표 2는 상태 천이 HMM의 변수에 따른 계산량이다. 실험에서 사용된 단어수 $V=14$, 시험 패턴의 평균 길이 $T=51.5$ 프레임, 상태갯수 $N=10$, 각 상태당 천이 개수 $k=2$인 경우 기존 HMM은 $C_{mul}=14420$인 반면 천이제한 HMM은 $\alpha=0.$인 경우 $C_{mul}=5913$, $\alpha=-0.15$인 경우 $C_{mul}=4475$로 기존 HMM 계산량의 41%와 31%만을 사용한다. 따라서 천이제한 HMM은 잡음 환경에서 기존 HMM보다 우수한 인식 성능을 나타낼 뿐만아니라 계산량도 크게 줄어드는 것을 알 수 있다.

Ⅳ. 결 론

본 논문에서는 HMM/GPC가 Viterbi 알고리즘을 수행시에 왜곡된 정합을 감소시키는 특성을 이용하여 잡음 환경에서 인식성능을 향상시키는 상태천이 HMM을 제안하였다. 잡음 환경에서 인식 성능의 저하는 왜곡된 특징벡터와 이에 따른 왜곡된 정합에 의하여 발생한다. 본 논문에서는 잡음 환경에서 이러한 왜곡을 감소시킴으로서 인식 성능을 향상시켰다.

상태 천이 HMM에서도 인식 상태에서 상태간 천이가 미리 정하여진 시간 동안에만 일어나도록 하여 왜곡된 정합이 감소되고 인식율이 증가되었고, 특히 잡음 환경에서 보다 발생하는 왜곡된 매칭을 제거하기 위하여 매칭 영역을 더욱 제한하였다.

제안된 방법은 기존 Viterbi 알고리즘을 약간 수정하여 구현될 수 있을 뿐만아니라 기존 Viterbi 알고리즘의 계산량을 크게 감소시킬 수 있었다. 또한 상태 천이 HMM은 기존 HMM에 상태 천이 제한 파라메터만 추가되므로 메모리 증가도 거의 없다.

참 고 문 헌

1. H. Sakoe and S. Chiba, "Dynamic Programming Algorithm Optimization for Spoken Word Recognition," *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, Vol. ASSP 26, No. 1, pp. 43-49, Feb. 1978.
2. L. R. Rabiner, "A Tutorial on Hidden Markov Models and Selected Applications in Speech Recognition," *Proc. IEEE*, Vol. 77, No. 2, pp. 257-286, Feb. 1989.
3. K. F. Lee, *Automatic Speech Recognition*, Kluwer Academic Publishers, 1989.
4. M. J. Russell and R. K. Moore, "Explicit Modeling of State Occupancy in Hidden Markov Models for Automatic Speech Recogniton," in *Proc. ICASSP*, pp. 5-8, March 1985.
5. S. E. Levinson, "Continuous Variable Duration Hidden Markov Models for Speech Analysis," in *Proc. ICASSP*, pp. 1241-1244, March 1985.
6. H. Gu, C. Tseng and L. Lee, "Isolated-Utterance Speech Recognition Using Hidden Markov Models with Bounded State Durations," *IEEE Trans. Signal Processing*, Vol. 39, No. 8, pp. 1743-1751, Aug. 1991.
7. Y. Linde, A. Buzo and R. M. Gray, "An Algorithm for Vector Quantization," *IEEE Trans. Commun.*, Vol. COM-28, No. 1, pp. 84-95, Jan. 1980.
8. L. F. Lamel and L. R. Rabiner, "An Improved Endpoint Detector for Isolated Word Recognition," *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, Vol. ASSP-26 , No. 4, pp. 777-785, Aug. 1981.
9. L. R. Rabiner, S. E. Levinson and M. M. Sondhi, "On the Application of Vector Qunatization and Hidden Markov Models to Speaker Independent Isolated Word Recognition," *Bell Syst. Tech. J.*, Vol. 62, No. 4, pp. 1075-1105, Apr. 1983.
10. L. R. Rabiner, B. H. Juang, S. E. Levinson and M. M. Sondhi, "Some Properties of Continuous Hidden Markov Model Representations," *AT&T Tech. J.*, Vol. 64, No. 6, pp. 1251-1270, July-Aug. 1985.
11. Weon Goo Kim, Dong Soon Ahn, Dae Hee Youn, "HMM with Global Path Constraint in Viterbi Decoding for Isolated Word Recognition", 한국음향학회지, 제13권 1E호, pp. 11-19, 1994년 1월
12. X. D. Huang, Y. Ariki, M. A. Jack, *Hidden Markov Models for Speech Recognition*, Edinburgh University Press, 1990.

▲김 원 구(Weon Goo Kim)

1983년 3월~1987년 2월 : 연세대학교 전자공학과 학사
1987년 9월~1989년 8월 : 연세대학교 대학원 전자공학과 석사
1989년 9월~1994년 2월 : 연세대학교 대학원 전자공학과 박사
1994년 9월~현재 : 군산대학교 전기공학과 전임강사
※주관심분야 : 음성 및 디지탈 신호처리, 음성인식, 음성통신, 음성 향상 등임

▲신 원 호(Won Ho Shin)

1991년 2월 : 연세대학교 전자공학과 졸업(공학사)
1994년 2월 : 연세대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)
1994년 3월~현재 : 연세대학교 대학원 전자공학과 박사과정
※주관심분야 : 음성인식, 잡음처리.

▲윤 대 희(Dae Hee Youn)
현재 : 연세대학교 전자공학과 교수
제14권 4호 참조