

# The Study of Korean Speech Recognition for Various Continue HMM

## 다양한 연속밀도 함수를 갖는 HMM에 대한 우리말 음성인식에 관한 연구

In-Sung Woo\*, Chwa-Cheul Shin\*, Heung-Soon Kang\*, Suk-Dong Kim\*  
 우인성\*, 신좌철\*, 강홍순\*, 김석동\*

### Abstract

This paper is a study on continuous speech recognition in the Korean language using HMM-based models with continuous density functions. Here, we propose the most efficient method of continuous speech recognition for the Korean language under the condition of a continuous HMM model with 2 to 44 density functions. Two voice models were used CI-Model that uses 36 uni-phones and CD-Model that uses 3,000 tri-phones. Language model was based on N-gram. Using these models, 500 sentences and 6,486 words under speaker-independent condition were processed. In the case of the CI-Model, the maximum word recognition rate was 94.4% and sentence recognition rate was 64.6%. For the CD-Model, word recognition rate was 98.2% and sentence recognition rate was 73.6%. The recognition rate of CD-Model we obtained was stable.

### 요 약

본 논문은 연속 밀도 함수를 갖는 HMM별 한국어 연속 음성인식에 관한 연구이다. 여기서 우리는 밀도 함수가 2개에서 44개까지 갖는 연속 HMM모델에서 가장 효율적인 연속 음성인식을 위한 방법을 제시한다. 음성 모델은 36개로 구성된 기본음소를 사용한 CI-Model과 3,000개로 구성된 확장음소를 사용한 CD-Model을 사용하였고, 언어 모델은 N-gram을 이용하여 처리하였다. 이 방법을 사용하여 500개의 문장과 6,486개의 단어에 대하여 화자 독립으로 CI Model에서 최고 94.4%의 단어인식률과 64.6%의 문장인식률을 얻었고, CD Model에서는 98.2%의 단어인식률과 73.6%의 문장인식률을 안정적으로 얻었다.

*Key words : HMM, Speech, Recognition, CI-Model, CD-Model*

## 1. 서 론

음성처리기술과 컴퓨터 과학의 발달로 컴퓨터에 의한 음성인식을 실생활에 응용하려는 시도가 현재 다양하게 이루어지고 있다. 음성인식은 인식 대상에 따라 3

가지로 나눌 수 있다[1]. 첫째 독립 단어인식으로 각각의 단어 앞뒤에 묵음구간이 있어 음성 구간 검출 방법을 이용해 단어 구간을 신뢰성 있게 식별할 수 있게 된다. 둘째로 제한된 연속 음성인식으로 소규모의 단어와 특별한 어구만을 이용한다. 마지막으로 대규모 어휘를 사용하는 연속 음성인식으로 수만 단어의 어휘와 임의의 길이를 갖는 문장과 자연스러운 형태의 음성을 다룬다. 이것은 사람들이 음성을 처리하는 것과 비슷하나 구현하기에는 어려운 점이 많다. 90년대 중반부터 본격적으로 연구가 이루어지고 있는 대용량 연속 음성인식 분야는 다른 여러 나라에서는 체계적인 연구되고 있다. 영어권에서는 Wall Street Journal을 활용하여 실용화 단계까지 이르고 있으며

\* 湖西大學校 컴퓨터工學部  
 (Dept. of Computer Engineering, Hoseo University)

※ 이 논문은 2003년도 호서대학교의 재원으로 학술연구비 지원을 받아 수행된 연구임(20030178)

接受日:2007年 3月, 修正完了日: 2007年 6月

[2] 프랑스에서는 Le Monde[3], 독일에서는 Frunkfurter Rundschau[4], 이탈리아는 Sole 24 Ore[5], 일본에서는 Nihon Keizai 신문을 활용하여[6] 이 분야에 대한 연구가 상당히 진척되고 있다. 우리말에 대한 연구도 많이 진척되고 있다. 그러나 우리말은 영어와는 다르게 단어사이에 공백이 없어 문장 내에서 단어를 자동적으로 찾기가 어려워 손쉽게 처리하기 어려운 점이 있다. 그러므로 대용량 연속 음성인식에 있어서 중요한 역할을 하는 통계적 언어모델의 사용을 위해서는 우리말을 다양한 방법으로 처리할 필요가 있다.

대규모 어휘를 가진 연속음성의 인식은 상당히 어렵다. 그 이유는 첫째, 단어 구간이 불확실하다. 그 결과 많은 잘못 가정된 단어가 종종 만들어진다. 그래서 의미 정보나 단어 문맥을 제공하는 복잡한 언어모델을 사용하여 여러 개의 가정 중에서 가장 그럴듯한 것을 선택하는 것이 필요하다. 둘째, 상호 조음 효과가 매우 강해서 어느 순간의 음성은 앞뒤의 음성에 영향을 많이 받는다. 이것들을 다루기 위해서는 Di-phone, Tri-phone과 같이 문맥 정보가 고려된 보다 정교한 음성모델의 필요성이 증가한다. 하지만 언어모델과 음성모델이 복잡해질수록 작업의 난이도가 커지게 되어 때에 따라 컴퓨터의 계산능력이나 기억능력을 초과하기도 한다. 인식속도, 필요한 기억장치의 자원 그리고 인식률과 같은 세 가지 종류의 성능은 서로 상충된다. 예를 들면 탐색 공간을 줄여 인식속도를 늘리고 간단한 음성과 언어모델을 이용해 기억용량을 줄이면 인식률이 떨어진다. 즉 동시에 높은 인식률을 유지하면서 인식속도를 증가시키고 기억용량을 줄이는 문제는 상당히 힘들다. 본 논문에서는 Viterbi Beam탐색과 Stack decoding을 결합한 다단계의 탐색 방법으로 인식을 하였고[7], 음성모델은 Uni-phone단위와 Tri-phone단위로 Continuous HMM방법을 사용하였으며[8], 언어 모델은 통계적인 방법인 N-grams을 사용하여[9] 연속 확률 밀도 함수가 2개에서 44개까지 갖는 연속 HMM모델에서 가장 효율적인 연속 음성인식을 위한 방법을 찾고자 한다.

## II. 본 론

### 1. 음성인식 모델

[그림 1]은 일반적으로 사용하는 연속 음성인식 방법이다. 연속 음성인식이란 관측열로 음성이 입력되고, 음향모델은 미리 학습이 되어있고, 발음모델(Dictionary)과 언어모델이 주어져 있을 때 가장 확률이 높은 단어열을 찾는 것이다[10]. 연속 음성인식의 어려움은 단어의 경계정보가 주어지지 않기 때문에

매 프레임마다 모든 단어가 새로 시작될 수 있어서 탐색 공간이 커진다는 점이다.

음성인식의 목표는 음향적 관측열이 주어져 있을 때 최대의 확률을 갖는 단어열을 찾는 문제이다. 통계적인 패턴인식의 틀로 음성인식을 수식화하면 다음과 같다.

$$W' = \operatorname{argmax}_w P(W|O) \quad (1)$$

여기서  $P(W|O)$ 는 Bayesian 규칙에 의하여 다음과 같이 음향모델  $p(O|\lambda)$ , 발음모델  $p(\lambda|W)$ 과 언어모델  $p(W)$ 의 곱으로 분리된다.

$$P(W|O) = \frac{p(O|W)p(W)}{p(O)} \propto p(O|W)p(W) = p(O|\lambda)p(\lambda|W)p(W) \quad (2)$$

$P$ 는 probability mass function,  $p$ 는 probability density function을 나타낸다. 음향모델은 HMM으로 표현되며, 발음모델은 발음사전으로 주어지며, 언어모델은 n-1차 Markov chain인 n-gram이 사용된다. Viterbi 알고리즘에 의한 연속 음성인식은 모든 가능한 상태열 중에서 최고의 확률을 나타내는 경로를 찾는 것이다.

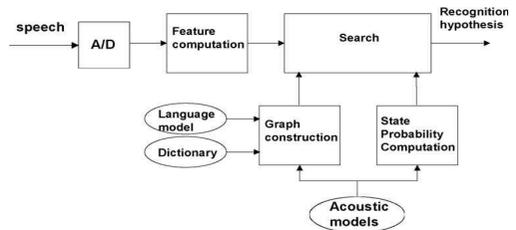


그림 1. 음성인식 모델

음성인식의 목표는 음향적 관측열이 주어져 있을 때 최대의 확률을 갖는 단어열을 찾는 문제이다. 통계적인 패턴인식의 틀로 음성인식을 수식화하면 다음과 같다.

$$W' = \operatorname{argmax}_w P(W|O) \quad (3)$$

여기서  $P(W|O)$ 는 Bayesian 규칙에 의하여 다음과 같이 음향모델  $p(O|\lambda)$ , 발음모델  $p(\lambda|W)$ 과 언어모델  $p(W)$ 의 곱으로 분리된다.

$$P(W|O) = \frac{p(O|W)p(W)}{p(O)} \propto p(O|W)p(W) = p(O|\lambda)p(\lambda|W)p(W) \quad (4)$$

$P$ 는 probability mass function,  $p$ 는 probability density function을 나타낸다. 음향모델은 HMM으로 표현되며, 발음모델은 발음사전으로 주어지며, 언어모델은 n-1차 Markov chain인 n-gram이 사용된다. Viterbi 알고리즘에 의한 연속 음성인식은 모든 가능

한 상태열중에서 최고의 확률을 나타내는 경로를 찾는 것이다.

각각의 HMM 상태에서의 emitting은 출력확률 분포와 관계가 있다. 이 분포는 그 상태에서 생성되는 관찰의 정도를 결정한다. 이러한 분포는 서로 다른 종류의 음성을 구분해야하고 자연스러운 음성 고유의 편차를 내포해야한다. 초기에는 이산분포를 사용했으나 근래에 와서는 실시간 인식 그리고, 시간과 기억장소의 절약을 하기위해 이를 제외 하여 더 이상은 사용되고 있지 않다. 현재는 Continuous나 Semi-continuous분포를 주로 사용하는데 Gaussian혹은 Gaussian 확률밀도 함수의 혼합으로 표현한다.

$$b_{jm}(o_t) = N(o_t; \mu_{jm}, \Sigma_{jm}) \tag{5}$$

$$= \frac{1}{\sqrt{(2\pi)^n |\Sigma_{jm}|}} e^{-\frac{1}{2}(o_t - \mu_{jm})' \Sigma_{jm}^{-1} (o_t - \mu_{jm})}$$

$$b_j(o_t) = \sum_{m=1}^M c_{jm} b_{jm}(o_t).$$

여기서  $c_{jm}, \mu_{jm}$  과  $\Sigma_{jm}$  은 각각 상태 j에서의 혼합 Gaussian 분포의 m번째 성분에 대한 weight, mean 과 covariance를 말한다. 여기서  $b_{jm}(o_t)$  함수를 고정된 개수의 표준함수를 사용하게 되면 Semi-continuous 분포를 갖는 모델이 되며, 개수를 제한하지 않는 비표준함수를 이용하는 것이 Continuous 모델이 된다. 하나의 상태에 대하여 각각의 Gaussian 함수와 weight 벡터가 대응된다. 상태의 개수를 결정하는 또 다른 요소는 HMM모델에 대응하는 음소의 개수이다. 음소는 기본음소(Uni-phone)와 확장음소(Tri-phone)로 구성된다. 기본음소의 경우 영어는 보통 50개, 일본어는 42개를 사용한다. 본 연구에서는 우리말 기본음소를 36개[11]로 하였다. 예를 들어 중성의 'ㅇ'의 경우 본인이 연구한 결과, 기본 음소로만 구성되는 음성모델로 인식 실험을 한 결과가 중성모음에 따른 'ㅇ'을 구분한 것이 구분하지 않는 것보다 인식률의 높음을 확인할 수 있었다. 아래 표는 본 연구에서 수행한 HMM의 가우시안 함수의 확률밀도 함수의 개수를 나타내었다. Semi-continuous HMM의 경우 보통 5개의 밀도 함수를 사용한다. 본 연구에서는 [표 1]에 나타난 바와 같이 밀도 함수를 2개에서 44개까지 12종류의 HMM model을 사용하면서 인식률의 변화를 살펴보았다.

표 1. 확률 밀도 함수 개수

Model Type	확률 밀도 함수 ( $b_{jm}(o_t)$ ) 개수
12개 model	2, 4, 8, 12, 16, 20, 24, 28, 32, 36, 40, 44

또한 안정된 음성 인식률을 얻기 위해 음소모델을 [표 2]에 나타난 기본 음소 36개만으로 우리말 음소를 모델링한 CI(Context Independent) Model과 기본 음소를 확장한 3,000개의 Tri-phone 모델인 CD(Context Dependent)모델을 적용하여 인식률의 변화를 살펴보았다.

표 2. 한글 음소 종류

초성		중성		종성	
한글	음소기호	한글	음소기호	한글	음소기호
ㄱ	G	ㅏ	AA	ㄱ	KC
ㄴ	N	ㅑ	Y AA	ㄴ	N
ㄷ	D	ㅓ	AO	ㄷ	TC
ㄹ	R	ㅕ	Y AO	ㄹ	L
ㅁ	M	ㅗ	OW	ㅁ	M
ㅂ	B	ㅛ	Y OW	ㅂ	PC
ㅅ	S	ㅜ	UW	ㅅ	ㄷ(TC)
ㅇ	-	ㅠ	Y UW	ㅇ	NG
ㅈ	JH	ㅡ	EU	ㅈ	ㄷ(TC)
ㅊ	CH	ㅣ	IY	ㅊ	ㄷ(TC)
ㅋ	K	ㅞ	AE	ㅋ	ㄱ(KC)
ㅌ	T	ㅟ	Y AE	ㅌ	ㄷ(TC)
ㅍ	P	ㅠ	EH	ㅍ	ㅂ(PC)
ㅎ	HH	ㅡ	Y EH	ㅎ	-
ㄱ	KK	ㅢ	W AA	ㄱ	ㄱ(KC)
ㄷ	TT	ㅣ	W AE	ㄷ	ㄷ(TC)
ㅂ	PP	ㅤ	W EH	ㅂ	ㄱ(KC)
ㅅ	SS	ㅦ	W AO	ㅅ	ㄴ(N)
ㅈ	JJ	ㅧ	W EH	ㅈ	ㄴ(N)
		ㄱ	W IY	ㄹ	ㄹ(L)
		ㄴ	EU IY	ㄹ	ㄹ(L)
				ㄹ	ㄹ(L)
				ㄹ	ㄹ(L)
				ㄹ	ㄹ(L)
				ㄹ	ㄹ(L)
				ㅂ	ㅂ(PC)
18종류(19개)		10종류(21개)		5종류(27개)	

2. 실험 및 결과

음성을 16 KHz, 16-bit로 sampling하고 이것을 12개의 mel-scale 주파수 켈스트럼 벡터와 하나의 Power 계수를 매 10ms 프레임마다 구한다. 시간 t에서의 켈스트럼 벡터를 x(t)로 (즉 개별적인 요소는 xk(t), 1 <= k <=12). power계수는 간단히 x0(t)로 나타낸다. 우선 이 켈스트럼 벡터와 Power를 정규화시키고 1차와 2차 미분을 하여 각 프레임마다 4가지 종류의 특징 벡터들을 구한다.

$$\begin{aligned}
 \mathbf{x}(t) &= \text{정규화된 켈스트럼 벡터} & (6) \\
 \Delta\mathbf{x}(t) &= \mathbf{x}(t+2) - \mathbf{x}(t-2), \\
 \Delta_t \mathbf{x}(t) &= \mathbf{x}(t+4) - \mathbf{x}(t-4) \\
 \Delta\Delta\mathbf{x}(t) &= \Delta\mathbf{x}(t+1) - \Delta\mathbf{x}(t-1) \\
 \mathbf{x}_0(t) &= x_0(t), \\
 \Delta x_0(t) &= x_0(t+2) - x_0(t-2), \\
 \Delta\Delta x_0(t) &= \Delta x_0(t+1) - \Delta x_0(t-1)
 \end{aligned}$$

그러므로 각 프레임마다 4종류의 특징 벡터 51개 (12개, 24개, 12개, 3개)를 사용하였다. 발음사전은 모든 단어에 대하여 발음을 음소의 선형적인 형태로 나열하였다. 실험에 사용한 기본음소는 36개이다. 이 중 모음은 W와 Y를 모음 앞에 연결하여 처리 하였다. 예를 들어 “어”는 “Y + 어” --> “Y AO”로, “왜”는 “W + 애” --> “W AE”와 같이 사용하였다. 실험에 사용한 발음 사전의 크기는 67,941개로 인터넷에 올라있는 일간지 사실을 대상으로 무작위로 선정하였다. continuous HMM은 각각의 음소에 대하여 [표 1]과 같이 여러 종류의 확률밀도를 가지고 있다. 실험에 사용한 밀도함수 개수는 12종류를 사용하였다. 한 밀도함수에 대하여 Uni-phone model로 구성된 Context Independent Model과 Tri-phone Model로 구성된 Context-Dependent Model을 적용하여 총 24개 모델을 학습시키고 인식을 하였다. CI(Context Independent)는 앞서 설명한 36개의 기본음소를 사용하였고 CD(Context Dependent)는 기본음소를 포함하여 총 3,000개의 Tri-phone 음소모델을 사용하였다.

가. 학습 및 인식 음성 자료

학습에 사용한 음성은 162명이(남자:92명, 여자:70명) 각기 30분에서 2시간 정도로 발음한 것으로 읽은 자료는 우리말의 음소가 모두 들어있는 음성이 되도록 한국내의 신문사 Web site에서 무작위로 발췌하였다. 각 자료는 그 내용에 따라 여러 개의 그룹으로 나누었고 한사람이 다른 그룹의 자료를 여러 번 발음하기도 하여 총 자료의 수는 243개(남자: 156개, 여자:87)의 집합이었다. 우리말 음성모델을 만들기 위한 학습 시간은 평균 20시간/Iteration 정도였고 밀도 함수가 작은 모델은 시간이 단축되고 밀도함수가 큰 모델은 시간이 더 많이 걸렸다. 총 12개 모델에 대하여 한 모델 당 5번의 반복을 수행하였다.

인식 데이터로는 학습에 참여하지 않은 음성으로 연속 음성인 500개 문장 총 6,486개 단어를 대상으로 인식을 행하였다.

나. 언어모델 자료

언어모델을 만들기 위한 기초 자료 역시 인터넷을 통해 한국의 신문사 및 방송사의 자료를 수집하였다. 우선 기본 언어 모델을 만들기 위해 일반적인 단어가

들어 있는 신문기사와 방송사 뉴스대본을 포함하여 62,824단어로 구성된 총10,778문장을 수집하였다. 또한 6,486개 단어로 구성된 인식 대상 문장 500문장을 포함하여 총 11,278문장으로 3-gram을 이용하여 언어모델을 구성하였다. 인식대상 단어에 대한 언어모델의 Perplexity는 15.2였다.

다. 인식 결과

단어 인식률은 전체 6,486개를 대상으로 오인식 단어수를 계산하였고, 문장 인식률은 한 문장에서 오인식 단어가 1개가 있어도 오인식으로 처리하였다. 오인식은 3가지 종류로 나누었다. 다른 단어로 인식된 경우, 단어가 삭제된 경우, 추가된 경우 등 3가지 오인식으로 나누었으며 다른 단어로 인식된 경우가 전체 오류의 대부분을 차지하였고 삭제, 추가 순으로 나타나고 있다.

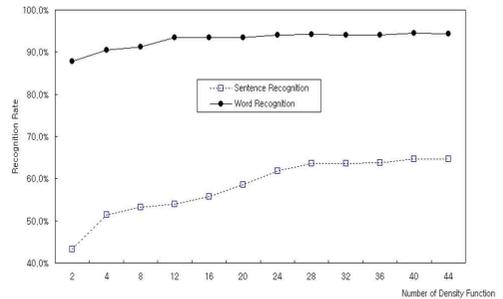


그림 2. CI Model의 인식 결과

CI Model인 경우 [그림 2]에서 보는 바와 같이 단어 인식률은 확률 밀도 함수의 개수가 2개일 때 87.7%이며 밀도 함수의 개수가 증가 할수록 인식률이 증가되나 24개 이상은 증가율이 거의 없다. 그러나 문장 인식률에서는 40개 까지 증가하는 것을 알 수 있다. 따라서 단 음소(Uni phone)로 인식을 할 경우 확률밀도 함수의 개수가 40개가 가장 좋은 인식을 얻을 수가 있었다.

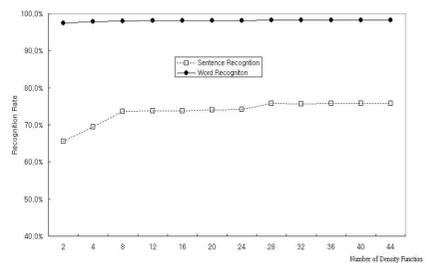


그림 3. CD Model의 인식 결과

CD Model인 경우 [그림 3]에서 보는 바와 같이 단어 인식률은 확률밀도 함수의 개수가 2개 일 때 97.4%이며 밀도 함수의 개수에 크게 영향을 받지 않아 8D 이상은 증가율이 거의 없다. 문장인식률에서도 인식률 편차가 CI에 비해 크지 않으며 28D이상 거의 인식률 차이가 없었다. 실험에 참여한 CI 전체 모델에 대하여 평균 단어인식률은 92.9%이며 평균 문장인식률은 58.2%이다. CD 전체 모델에 대하여 평균 단어인식률은 98.1%이며 평균 문장인식률은 73.6%이다. CD Model의 인식률이 CI에 비해 단어 인식률은 평균 10%, 문장 인식률은 평균 15%정도 인식률이 높았다.

표 3. 자원 크기

확률 밀도함수 개수	CI 모델 (MB)	CD 모델 (MB)
2d	0.1	10
4d	0.3	19
8d	0.5	38
12d	0.8	58
16d	1.0	77
20d	1.3	96
24d	1.6	115
28d	1.8	134
32d	2.1	154
36d	2.3	173
40d	2.6	192
44d	2.9	211

[표 3]에 나타난 바와 같이 인식효율이 높은 CI가 40D인 경우 2.5M Byte인 반면 CD 28D 인 경우 134M로 70배 정도 큰 것을 알 수 있었다. 표에 있는 Resource는 mean, variance, transition matrix, mix weight를 모두 합한 값이다.

### III 결론

효율적인 우리말 연속 음성인식을 위해 연속HMM 모델을 적용하여 연속 밀도 함수별 인식률을 살펴 보았다. CI-Model에 대하여 단어 인식률은 밀도함수 개수가 24개 일 때 가장 효율적인 모델이며, 문장 인식률은 40개 일 때 효율적인 모델임을 알 수가 있었다.

CD-Model에 대하여 단어 인식률은 밀도함수 개수가 24개 일 때 가장 효율적인 모델이다. CD Model의 인식률이 CI에 비해 단어 인식률은 평균 10%, 문장

인식률은 평균 15%정도 인식률이 높았다. 반면 자원의 크기는 CD Model이 CI에 비해 70배 정도 크다. 보다 효율적인 모델을 발견하기 위해서 다양한 연구가 앞으로 필요하다.

### 참고문헌

[1] Chin-Hui Lee "On Automatic Speech Recognition at the Dawn of the 21st Century." In IEICE TRANS. INF.& SYST.,", vol. E86-D, No. 3 Mar. 2003, pp. 377-396.

[2] D. B. Paul and J. M. Baker, "The Design for the Wall Street Journal-based CSR corpus," Proc. ICSLP-92, pp. 899-902, 1992

[3] J. Gauvain, L. F. Lamel, and M. Eskenazi, "Design considerations and text selection for BREF, a large French read-speech corpus," Proc. ICSLP-90, pp. 1097-1100, 1990

[4] H. J. M. Steeneken and D. A. van Leenwen, "MultiLingual Assessment of speaker independent large vocabulary speech-recognition systems: SQUALE Project," Proc. EUROSPEECH-95, pp. 1271-1274, 1995

[5] L. Lamel, M. Adda-Decher, and J. L. Gauvain, "Issues in Large Vocabulary, Multilingual Speech Recognition," Proc. EUROSPEECH-96, pp. 185-188, 1996

[6] T. Matsuoka "Large-vocabulary continuous-speech recognition using Japanese business newspaper (Nikkei)" DARPA Speech Recognition Workshop, pp. 137 - 142, Feb. 1997

[7] Viterbi, A.J. "Error Bounds for Convolutional Codes and an Asymptotically Optimum Decoding Algorithm." In IEEE Transactions on Information Theory , vol. IT-13, Apr. 1967, pp. 260-269.

[8] Lowerre, B. "The Harpy Speech Understanding System." Ph.D. thesis, Computer Science Department, Carnegie Mellon University , Apr 1976.

[9] R.Haeb-Umbach, H.Ney. "Improvements in Time-synchronous Beam Search for 10000-Word Continuous Speech Recognition." IEEE Trans Speech and Audio Processing, Vol 2, 1994, pp. 353-356.

[10] Rabiner, L.R. "A Tutorial on Hidden Markov Models and Selected Applications in Speech Recognition." In Readings in Speech Recognition, ed. Waibel, A.and Lee, K. Morgan Kaufmann Publishers, SanMateo, CA, 1990, pp. 267- 296.

[11] Y. H. Han and H. S. Kim, "Korean prosody generation based on Stem-ML," The Journal of the Phonetic Society of Korea, vol. 54, pp. 45-61, Jun. 2005.

저 자 소 개

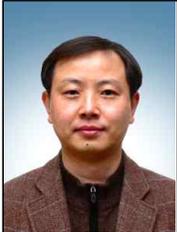
김 석 동 (정회원)



sdkim@hoseo.edu  
1982년:아주대학교 전자공학과 (학사)  
1993년:아주대학교 대학원 전자공학과(석,박사)  
1984년-현재:호서대학교 컴퓨터공학과 교수

<주관심분야> 음성 응용 프로그램, 음성인식

신 좌 철 (정회원)



ccshin@hoseo.edu  
1990년:호서대학교 전산과(학사)  
1996년:호서대학교 대학원 전산과(석사)  
2007년:호서대학교 대학원 컴퓨터공학과(박사)

<주관심분야> 그래픽 프로그램, 음성 응용

강 홍 순 (정회원)



hskang@hoseo.edu  
1990년:호서대학교 전산과(학사)  
1996년:호서대학교 대학원 전산과(석사)  
2007년:호서대학교 대학원 메카트로닉스전공(박사과정)

<주관심분야> 그래픽 프로그램, Voice XML

우 인 성 (정회원)



wiscom@hoseo.edu  
2000년:호서대학교 컴퓨터공학과(학사)  
2003년:호서대학교 첨단정보 대학원 컴퓨터공학과(석사)  
2007년:호서대학교 대학원 컴퓨터공학과(박사수료)

<주관심분야> Microprocessor, Voice XML