

잡음 환경에서의 음성인식을 위한 PMC 적응에 관한 연구

(A Study on the PMC Adaptation for Speech Recognition under Noisy Conditions)

김 현 기*
(Hyun-Ki Kim)

요약 본 논문에서는 잡음 환경에서 음성 인식기의 성능을 향상시키기 위한 방법을 제안한다. 제안한 방법은 기존의 PMC 방법으로 상태 당 가지 수가 많은 모델을 만들 때 발생하는 확률 밀도 분포의 변화를 보상하기 위해 상태 수준에서 조합한 파라미터를 재 추정하여 각 상태에서 가지의 확률 분포의 변화를 적응시키는 방법이다. 상태 당 다수의 가지를 가지는 CDHMM은 제안한 PMC 방법과 조합된다. 또한, EM 알고리즘은 가지 평균의 분산을 줄이기 위하여 모델 평균 파라미터를 적응시키는데 사용한다. 그리고 시뮬레이션을 통하여 본 논문에서 제안한 PMC 방법은 기존의 PMC 방법보다 더 향상된 성능을 얻을 수 있었다.

Abstract In this paper, we propose a method for performance enhancement of speech recognizer under noisy conditions. The parallel combination model which is presented at the PMC method using multiple Gaussian-distributed mixtures have been adapted to the variation of each mixture. The CDHMM(continuous observation density HMM) which has multiple Gaussian distributed mixtures are combined by the proposed PMC method. Also, the EM(expectation maximization) algorithm is used for adapting the model mean parameter in order to reduce the variation of the mixture density. The result of simulation, the proposed PMC adaptation method show better performance than the conventional PMC method.

1. 서 론

최근 음성인식 시스템의 실용화가 늘어남에 따라 주변 잡음에 대한 인식 시스템의 성능저하가 문제시되고 있다. 그러한 이유는 잡음이 없거나 비교적 조용한 실험실 환경에서는 우수한 성능을 나타내는 음성인식 시스템의 성능이 잡음이 존재하는 곳에서는 급격히 떨어지기 때문이다. 이러한 성능 저하의 원인은 여러 가지가 있지만 그 주요한 원인은 음성 인식 시스템을 구현할 때 실험 음성을 훈련하고 시험하는 조건의 다름, 즉, 실제 환경에서 발생하는 잡음 때문이다.[1-4] 이러한 잡음 환경에 강건한 음성 인식 시스템의 구현을 위한 접근 방식들은 크게 두 가지로 분류할 수 있다. 첫 번째는 잡음이 섞인 입력 음성 신호를 전처리과정에서

다루는 방법이다.

스펙트럼 차감법,[5] 스펙트럼 사상법(spectral mapping) 등이 여기에 속하는데, 이 방식은 음성 인식 시스템의 패턴정합 과정을 거치기 전의 음성 신호의 전처리과정에서 입력되는 음성의 신호 대 잡음비(SNR)를 향상시키는 시도이다. 두 번째 방법은 패턴 매칭과정에서 잡음의 영향으로 인한 효과를 보상하는 것이다. 이 방법으로는 잡음 차폐법(noise masking), 켈스트럼 평균 보상법(cepstral mean compensation), HMM 분리-조합(hidden Markov model decomposition) 등이 있다. 이 방법에서 잡음의 보상은 음성들의 패턴들이 미리 저장되어 있는 패턴정합 단계에서 이루어진다. HMM 음성 인식기에서 이러한 보상 방법은 상태 수준에서 행해지게 된다. 이와 같이 패턴정합 과정에서 잡음에 대한 보상을 하는 방법 중에서 parallel model combination (PMC)[6] 기술이 부가 잡음을 처리하는

* 안동대학교 전자정보산업학부 멀티미디어공학전공

데 있어서 효과적인 방법중의 하나로 알려져 있다.[7]

PMC 방법은 잡음이 섞이지 않은 깨끗한 음성으로 훈련된 음성 HMM과 잡음만으로 훈련된 잡음 HMM으로부터 잡음이 섞인 음성과 유사한 HMM을 만든다. 이러한 방법의 장점은 잡음이 섞인 음성의 HMM을 만들기 위해 많은 양의 잡음 데이터를 모아서 재훈련하는 어려움을 피할 수 있다는 것이다. PMC를 적용하기 위한 주요한 가정은 다음과 같다. 첫째, 선형 스펙트럼 영역에서 음성과 잡음은 독립적이고 부가적이다. 둘째, HMM의 관측벡터는 가우스 확률밀도분포를 가지며, 상태 당 1개의 가치로 관측벡터의 확률밀도분포를 충분히 표현할 수 있다. 셋째, 음성 모델에 잡음 모델이 더해져도 모델의 상태 정보는 변하지 않는다. 기존의 PMC 방법은 HMM의 파라미터들을 선형 도메인으로 사상시켜 상태 수준에서 음성과 잡음을 선형 조합하는데, 이 과정에서 각 상태들은 균등하게 조합된다. 그러므로 상태 당 여러 개의 가치를 사용하면 조합 과정 중의 균등함으로 인하여 각 가치의 확률밀도분포가 퍼지는 단점이 있다.[8] 이 단점은 PMC 방법에 의하여 만들어진 모델 파라미터들을 입력 데이터에 대하여 적응시켜 재추정함으로써 보상한다. 이는 입력된 음성에 대해 모델의 확률값이 최대값을 가지도록 모델의 파라미터값을 적응시키는데 이러한 방법에는 EM(expectation maximization)[9] 알고리즘의 반복적 방법과 경사 기법(gradient technique) 등이 있다. 본 논문에서는 HMM에서 주로 사용되는 EM 알고리즘을 사용하여 관측벡터의 확률밀도분포의 평균값을 적용하였다.

2. 기존의 PMC 방법

PMC (parallel model combination) 기술은 음성 모델을 잡음이 섞인 음성 데이터로 훈련된 모델과 가장 유사한 모델로 근사화하는 방법이다. 즉, PMC 방법은 잡음이 섞이지 않은 깨끗한 음성으로 훈련된 HMM과 잡음만으로 훈련된 HMM을 조합함으로써 잡음이 섞인 음성의 HMM과 유사한 HMM을 만든다. 음성 HMM은 미리 훈련되어 있고, 잡음이 섞인 입력 음성 데이터에서 음성 구간 검출기(voice activity detector)를 사용하여 음성이 없는 구간에서의 신호를 잡음으로 택하여 잡음의 HMM을 훈련한다. 이 방법은 잡음이 섞인 음성의 HMM을 만들기 위해 많은 양의 잡음 음성을 모아서 재훈련하는 어려움을 피할 수 있고, 다른 방법보다 잡음 환경에서 인식 성능이 뛰어나다는 장점이 있다. MFCC(Mel frequency cepstral coefficients)가 잡음에 강건한 파라미터로 알려져 있으므로, 일반적으로

HMM은 MFCC를 특징 파라미터로 많이 사용한다. 그러나 음성과 잡음은 캡스트럼 영역이 아닌 선형 스펙트럼 영역에서 서로 독립적이므로 PMC 방법으로 조합하기 위해서는 HMM의 캡스트럼 파라미터들은 선형 도메인으로 사상되어야 한다. 변환된 음성과 잡음의 HMM 파라미터는 각각 선형 도메인에서 선형 조합을 거쳐 하나의 파라미터로 만든 후, 다시 캡스트럼 도메인으로 변환하여 잡음이 섞인 음성의 HMM 파라미터로 만든다. 그 과정의 개요를 그림 1에 나타내었다. 그림 1에서 음성 HMM과 잡음 HMM의 파라미터들을 각각 캡스트럼 도메인에서 로그 도메인을 거쳐 선형 도메인으로 변환한다. 그리고 선형 도메인에서 상태 별로 묶어 조합한다. 이때, 음성 HMM의 상태와 잡음 HMM의 상태를 각각 조합한다.

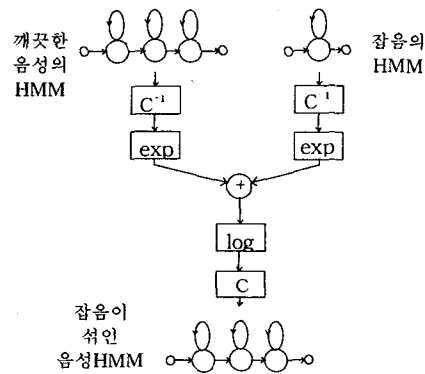


그림 1. PMC 방법

즉, 음성 HMM의 상태가 S_a, S_b, S_c 3개이고, 잡음 HMM의 상태는 $S_b, 1$ 개라 하면, 조합된 모델은 S_a, S_b, S_c 의 3개의 상태를 가진다. 조합된 모델은 다시 로그 도메인을 거쳐 캡스트럼 도메인으로 변환된다. 그 자세한 변환 과정은 다음과 같다.

$$\textcircled{1} \quad C^{-1} : \text{역 DCT 변환}$$

$$\mu^l = C^{-1} \mu^c \quad (1)$$

$$\Sigma^l = C^{-1} \Sigma^c (C^{-1})^T \quad (2)$$

여기서, C 는 discrete cosine transform이다.

$$\textcircled{2} \quad \text{exp} : \text{지수 함수 변환}$$

$$\mu_i = \exp(\mu_i^l + \Sigma_{ii}^l / 2) \quad (3)$$

$$\Sigma_{ij} = \mu_i \mu_j [\exp(\Sigma_{ij}^l) - 1] \quad (4)$$

③ + : 조합

$$\hat{\mu} = g\mu + \tilde{\mu} \quad (5)$$

$$\hat{\Sigma} = g^2\Sigma + \tilde{\Sigma} \quad (6)$$

여기서, $g = \frac{E_{ns} - E_n}{E_s}$ 이다.

④ log : 로그 함수 변환

$$\hat{\mu}_i^l = \log(\hat{\mu}_i) - \frac{1}{2} \log\left(\frac{\hat{\Sigma}_{ij}}{\hat{\mu}_i^2} + 1\right) \quad (7)$$

$$\hat{\Sigma}_{ij}^l = \log\left(\frac{\hat{\Sigma}_{ij}}{\hat{\mu}_i\hat{\mu}_j} + 1\right) \quad (8)$$

⑤ C : DCT 변환

$$\hat{\mu}^c = C\hat{\mu} \quad (9)$$

$$\hat{\Sigma}^c = C\hat{\Sigma}^l C^T \quad (10)$$

위 식에서 μ 와 Σ 은 HMM의 각 가지의 평균과 분산을, 위 첨자 c, l 은 각각 캡스트럼, 로그 도메인을 나타낸다. 그리고 “ \sim ”은 잡음이 섞인 음성의 추정된 밀도 분포를, “ $\hat{\sim}$ ”는 잡음에 대한 밀도 분포를 나타낸다. 아래첨자 i, j 는 각 벡터의 i, j 번째 요소를 나타낸다.

3. 제안한 PMC 방법

기존의 PMC 방법에서 모델 파라미터는 캡스트럼 도메인, 로그 도메인, 선형 도메인의 순서로 변환하게 된다. 이 과정에서 로그 도메인에서 음성 신호의 관측 벡터는 가우스 확률 밀도 분포를 가진다고 가정한다. 즉, 로그 도메인에서 관측 벡터 x 는 $N(\mu_{x'}, \Sigma_{x'})$ 의 확률 밀도 분포로 나타나며, 선형 도메인에서 평균값은 다음과 같이 나타난다.

$$\begin{aligned} \mu_x &= E[e^{x'}] \\ &= \frac{1}{\sqrt{2\pi\Sigma_{x'}}} \int_{-\infty}^{\infty} e^{x'} \exp\left(-\frac{(x' - \mu_{x'})^2}{2\Sigma_{x'}}\right) dx' \\ &= \exp\left(\mu_{x'} + \frac{1}{2}\Sigma_{x'}\right) \\ &\left[\frac{1}{\sqrt{2\pi\Sigma_{x'}}} \int_{-\infty}^{\infty} \exp\left(-\frac{(x' - \mu_{x'} - \Sigma_{x'})^2}{2\Sigma_{x'}}\right) dx' \right] \\ &= \exp\left(\mu_{x'} + \frac{1}{2}\Sigma_{x'}\right) \end{aligned} \quad (11)$$

위의 식 (11)에서 기존의 PMC 방법에 의한 오차는 분산이 증가할수록 더욱 증가하게된다. 결과적으로 분산이 큰 경우, 상태 당 가지 수를 너무 적게 사용한 모

델은 PMC의 도메인 변환 과정에서 부정확한 변환을 거치게된다. 따라서 PMC에 상태 당 가지를 여러 개 사용할 필요가 있다. 이때, 기존의 PMC 방법은 음성의 HMM 파라미터를 추정된 잡음의 HMM 파라미터로 균등하게 보상하므로, 앞에서 제안한 상태 당 여러 개 가지를 사용한 방법은 PMC의 균등한 보상 방법으로 인하여 모델의 파라미터 값들의 퍼짐이 증가한다. 이 퍼짐을 보상하기 위한 새로운 방법을 제안한다.

먼저, 관측 벡터 확률 밀도 분포의 분산의 증가에 따른 오차의 영향을 줄이기 위해 음성의 HMM은 상태 당 가지를 여러 개 가지도록 한다. 그리고, 상태 당 여러 개 가지를 가진 음성의 HMM과 잡음의 HMM을 선형 도메인으로 변환하여 조합을 거쳐 새로운 모델로 만든다. 이 PMC 모델(기존의 PMC 모델은 상태 당 1개의 가지를 가지나, 여기서의 모델은 상태 당 다수의 가지를 가진다)의 상태 정보와 함께 가우스 확률 밀도 분포로 나타나는 각 가지의 평균과 분산을 이용하여 HMM 파라미터를 재 추정한다. 재 추정은 캡스트럼 도메인에서 EM 알고리즘을 사용하여 관측 벡터의 확률 밀도 분포의 평균값을 적용시킨다. 위에서 제안한 모델은 기존의 PMC 방법과 같이 각 모델의 선형 조합을 통해서 만들어지므로 기존의 PMC 방법의 기본 가정을 그대로 따른다. 또한, 가지의 분산은 연산량의 증가에 비해 인식 성능이 크게 증가하지 않으므로 고정시켜 사용한다. 파라미터의 재 추정은 Baum의 보조 함수를 최대화하도록 얻는다.

$$Q(\lambda', \lambda) = \sum_q P(O, q|\lambda') \log P(O, q|\lambda) \quad (12)$$

식 (12)에서는 기존의 PMC에 의해 구해진 모델 λ 의 파라미터를 사용하여 새로운 모델 λ' 를 추정한다. 새로운 모델의 각 가지의 평균은 PMC 방법으로 조합된 관측 확률 분포 b_{jk} (음성 모델의 상태 j 와 잡음 모델의 상태 v 를 조합하여 구한)와 모델 λ 의 상태 정보, 각 가지의 하중값, 평균, 분산을 사용하여 재추정한다.

즉, 모델 λ 의 상태전이확률 a_{ij} 와 각 가지의 하중값 c_{jk} , 평균 μ_{jk} , 분산 U_{jk} 를 이용하여 전향확률과 후향확률을 계산하여 k 번째 가지에서 시각 t 에서 상태 j 일 확률

$$\begin{aligned} \tilde{\gamma}_i(j, k) &= \\ &\left[\frac{a_i(j)\beta_i(j)}{\sum_i a_i(j)\beta_i(j)} \right] \left[\frac{c_{jk}N(o_t, \mu_{jk}, U_{jk})}{\sum_{m=1}^M c_{jm}N(o_t, \mu_{jm}, U_{jm})} \right] \end{aligned} \quad (13)$$

을 계산하여 새로운 모델 λ 의 평균 파라미터 $\tilde{\mu}_{jk}$ 만을

$$\tilde{\mu}_{jk} = \frac{\sum_{i=1}^T \tilde{\gamma}_i(j, k) \cdot o_i}{\sum_{i=1}^T \tilde{\gamma}_i(j, k)} \quad (14)$$

로 재추정하여 적용된 PMC 모델 λ 를 만든다.

4. 실험 결과 및 고찰

4.1 실험 데이터

인식실험에 사용된 데이터는 실험실 환경에서 10명의 화자(남녀 각각 5명)가 발음한 한국 도시명으로 15개의 2음절 도시명을 10회씩 발음한 단어이다. 표본화 주파수는 12kHz이고, 12bit로 양자화하였다. 300표본길이의 Hamming 윈도우를 사용하였고, 100표본간격으로 이동하며 15차의 MFCC을 구하여 특징 벡터로 사용하였다. 음성 모델은 5개의 상태(상태 당 3개의 가지)로, 잡음 모델은 1개의 상태로 훈련하였다.

음성에 부가되는 잡음은 백색 가우스 잡음, 주행 중인 차 실내에서의 잡음, 그리고 일반도로에서의 잡음을 사용하였다. 백색 가우스 잡음은 평균 0, 분산 1을 가지도록 컴퓨터로 발생시켰고, 주행 중인 자동차 실내에서의 잡음과 일반도로에서의 잡음은 실제로 잡음을 채취하여 12kHz로 표본화하고 12bit로 양자화하여 사용하였다. 잡음이 섞인 음성은 잡음이 섞이지 않은 음성에 여러 가지의 SNR을 가지도록 잡음을 더하여 만들

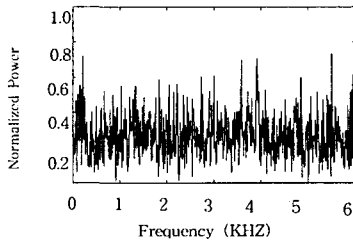


그림 2. 백색 가우스 잡음의 전력 스펙트럼

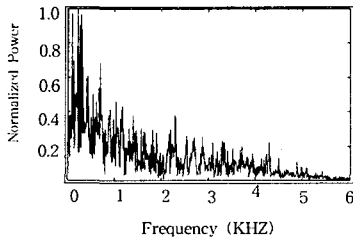


그림 3. 자동차 실내 잡음의 전력 스펙트럼

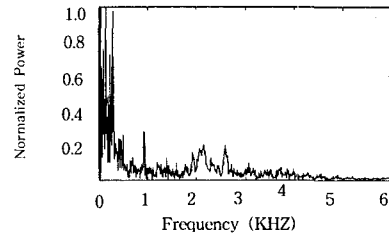


그림 4. 일반도로 잡음의 전력 스펙트럼

었다. 다음의 그림 2, 그림 3, 그림 4에서 각각 백색 가우스 잡음, 자동차 실내 잡음, 일반도로 잡음의 전력 스펙트럼을 크기 1로 표준화하여 나타내었다.

그림 2에서 백색 가우스 잡음의 스펙트럼은 전 주파수 대역에 고르게 분포하고, 그림 3과 그림 4에서 잡음의 스펙트럼은 평평하지 않고 주파수가 증가함에 따라 감소하는 형태를 가진다. 특히 그림 3의 자동차 실내잡음의 경우 낮은 주파수 대역에서는 자동차 엔진, 차바퀴 등의 기계적 요소에 의해, 1kHz 이상의 주파수 대역에서는 공기역학적인 요소에 의한 잡음이 강하다.

4.2 인식 실험

본 논문에서 제안한 PMC 적용방법을 CDHMM 음성 인식기에 적용하고, 이들의 성능을 조사하기 위하여 위의 실험 데이터를 대상으로 하여 인식 실험을 수행하였다.

표 1은 백색 가우스 잡음을 사용한 각 SNR에서의 인식 실험 결과를 나타내고, 표 2, 3은 각각 주행 중인 차 실내에서의 잡음과 일반도로에서의 잡음을 사용한 인식 실험 결과를 나타낸다. 각 표의 실험 방법에서 "Clean HMM"은 잡음이 섞이지 않은 깨끗한 음성으로 훈련한 HMM의 잡음이 섞인 음성에 대한 인식 실험 결과이다. "Conventional"은 기존의 PMC 방법을 적용한 HMM을 인식 실험에 사용하였고, "Proposed"는 본 논문에서 제안한 상태 당 가지를 여러 개로 하고 가지 평균값의 재추정을 거쳐 적용시켜 구한 HMM의 인식 실험 결과를 나타낸다.

표 1, 2, 3에서 Clean HMM과 같이 훈련하는 환경과 인식하는 환경이 다를 경우 음성 인식기의 성능이 급격히 떨어짐을 알 수 있다. 기존의 PMC 방법을 적용했을 때(Conventional), 음성 인식기의 성능이 매우 향상되었다. 잡음의 종류에 따라 차이가 있기는 하지만 0dB의 환경에서 약 70%의 인식률 향상이 있다. 이 실험은 기존의 PMC 방법과는 달리 상태 당 가지를 여러 개 사용하였다. 실험 결과는 상태 당 가지 수가 많다고

PMC 방법만으로도 잡음 환경에서 매우 높은 인식 성능을 보여주었다.

표 1. 백색 가우스 잡음을 사용한 잡음 환경에서의 인식률(%)

Method SNR(dB)	Clean HMM	Conventional	Proposed
30	91.6	96.1	97.9
20	53.6	82.0	88.9
10	17.6	73.0	79.7
0	7.6	67.1	70.9
-10	6.7	36.3	38.5

표 2. 자동차 실내 잡음 환경에서의 인식률(%)

Method SNR(dB)	Clean HMM	Conventional	Proposed
30	93.3	94.7	99.4
20	82.5	91.9	92.4
10	39.5	85.6	88.3
0	8.3	80.9	80.9
-10	6.5	47.1	54.5

표 3. 일반도로 잡음 환경에서의 인식률(%)

Method SNR(dB)	Clean HMM	Conventional	Proposed
30	92.2	94.7	99.2
20	78.8	90.4	92.1
10	35.9	82.0	86.1
0	9.2	79.3	82.0
-10	6.8	61.5	63.2

위의 표 1, 표 2, 표 3에서와 같이 본 논문에서 제안한 방법, 즉, 식 (11)에서 열거한 기존의 PMC 방법의 단점을 극복하기 위해 제안한 방법으로, 상태 당 가지의 평균값을 EM 알고리즘을 사용하여 1회의 반복만을 거친 실험 결과(Proposed)는 기존의 PMC 방법만을 사용한 결과(Conventional)에 비해 0dB 환경에서 약 3~7%의 성능 향상이 있었다. 상태 당 가지 수를 여러 개로 하였으나, HMM 상태 가지들의 변화가 재추정을 통해 적용된 결과이다. 제안한 방법은 기존 PMC 방법이 가지고 있는 단점, 즉, voice activity detector(VAD)를 이용한 잡음 추정의 정확성에 따라 인식 성능이 변동한다는 것과 연산이 복잡하고 연산량이 증가한다는 등의 단점은 여전히 지니고 있다. 그러나 위의 단점들에도 불구하고 여전히 기존의 PMC 방법은 잡음 환경에서 뛰어난 인식 성능을 보이고 있다. 또한, 제안한 방법은 관측 벡터 분산의 증가에 따른 오차도 줄여 기존의 PMC 방법에 비해 인식 성능을 더욱 향상시켰다. 그러므로 많은 양의 데이터들을 처리하는 등의 실험 데이터의 분산이 커지는 경우 기존의 PMC 방법보다

좋은 인식 성능을 가진다.

5. 결론

본 논문에서는 잡음 환경에서 음성 인식기의 성능을 향상시키기 위한 방법을 제안하였다. 음성 데이터를 더욱 정확히 표현하기 위해 상태 당 다수의 가지를 사용하여 음성 모델을 나타내고, PMC 방법으로 음성 모델과 잡음 모델을 조합하고 입력 음성에 대하여 적응 알고리즘을 통하여 모델의 파라미터를 재추정함으로써 분산이 큰 음성 데이터를 PMC 방법으로 조합할 때 발생하는 가지 평균의 퍼짐을 줄여 인식 성능을 향상시켰다. 음성의 다양한 특성을 더 잘 나타내기 위하여 CDHMM에 기반한 음성 모델이 상태 당 여러 개의 가지를 갖게 했을 때 잡음 모델과 조합된 후의 PMC 모델의 파라미터를 EM 알고리즘으로 재추정함으로써 가지 평균의 분산을 방지하였다.

세 가지의 잡음 환경(백색 가우스 잡음, 주행 중인 자동차 실내에서의 잡음, 일반도로에서의 잡음)에서의 인식 실험 결과, 본 논문에서 제안한 방법은 신호 대 잡음비에 따라 차이는 있으나 기존의 PMC 방법에 비해 3~7%정도의 인식 성능이 향상되었다.

참고 문헌

- [1] L. R. Rabiner, *Fundamentals of speech recognition*, Prentice-Hall, 1993.
- [2] J. S. Lim and A. V. Oppenheim, "Enhancement and bandwidth compression of noisy speech," *Proceedings of the IEEE*, vol. 67, no. 12, Dec, 1979.
- [3] L. Rabiner, "A tutorial on hidden Markov models and selected applications in speech recognition," *Proc. IEEE*, vol. 77, no. 2, pp. 257-286, Feb. 1989.
- [4] B. A. Dautrich, L. R. Rabiner, and T. B. Martin, "On the effects of varying filter bank parameters on isolated word recognition," *IEEE Trans. Acoust. Speech Signal Process.*, ASSP-31, pp. 793-806, 1983.
- [5] S. Boll, "Suppression of acoustic noise in speech using spectral subtraction," *IEEE Trans. Acoust. Speech Signal Process.*, ASSP-27, pp. 113-120, 1979.
- [6] M. Gales and S. Young, "Cepstral parameter

compensation for HMM recognition in noise," *Speech Communication*, No. 3, pp. 231-239, 1993.

[7] J. W. Hung, J. L. Shen, and L. S. Lee, "Improved parallel model combination techniques with split Gaussian mixtures for speech recognition under noisy conditions," *Proc. Internat. Conf. Acoust. Speech Signal Process.*, pp. 561-564, 1998.

[8] Y. H. Chang, Y. J. Chung, and S. U. Park, "Improved model parameter compensation methods for noise-robust speech recognition," *Proc. Internat. Conf. Acoust. Speech Signal Process.*, pp. 561-564, 1998.

[9] L. R. Rabiner, "A tutorial on hidden Markov model and selected applications in speech recognition," *Proc. Internat. Conf. Acoust. Speech Signal Process.*, vol. 77, no. 2, pp.257-286, 1989.



김 현 기(Hyun-Ki Kim)

1986년 경북대학교

전자공학과(공학사)

1988년 경북대학교 대학원

전자공학과 (공학석사)

2000년 경북대학교 대학원

전자공학과 (공학박사)

1988년~1995년 한국전자통신연구원 멀티미디어연구부
선임연구원

1995년 9월~2002년 2월 경남정보대학 전자정보학부
조교수

2002년 3월~현재 안동대학교 전자정보산업학부
멀티미디어 공학전공 교수

<관심분야> : 멀티미디어 시스템, 음성신호처리,
멀티미디어응용 등