

주파수 영역에서의 Gaussian Mixture Model 기반의 동시통화 검출 연구

Frequency Domain Double-Talk Detector Based on Gaussian Mixture Model

이 규 호*, 장 준 혁*
(Kyu-Ho Lee*, Joon-Hyuk Chang*)

*인하대학교 전자공학부
(접수일자: 2009년 4월 14일; 채택일자: 2009년 5월 7일)

본 논문에서는 주파수 영역에서의 가우시안 혼합 모델 (Gaussian Mixture Model, GMM) 기반의 새로운 동시통화 검출 (Double-talk Detection, DTD) 알고리즘을 제안한다. 구체적으로 주파수 영역에서의 음향학적 반향억제 (Acoustic Echo Suppression, AES)를 위한 동시 통화 검출 알고리즘을 구성하기 위해 기존의 시간 영역에서의 동시통화 검출에 사용되는 상호 상관계수를 이산 푸리에 변환을 통해 16개 채널의 주파수 영역으로 변환하였다. 이러한 주파수 영역에서의 상호 상관계수를 GMM의 보다 효과적인 구성을 위해 통계적 분류 특성에서 근거하여 우수한 7개를 선별하였다. 본 논문은 이러한 특징 벡터로 패턴인식에서 우수한 성능을 보이는 GMM을 구성하였으며 원단화자만 있는 구간, 동시통화 구간, 근단 화자만 있는 구간을 우도 (Likelihood) 비교에 따라 분류함으로써 별도의 원단 화자 신호에 대한 음성 검출기 (Voice Activity Detector, VAD)의 사용 없이 잡음환경과 반향 경로 변화에서 강인한 동시통화 검출 알고리즘을 제안한다. 다양한 실험 결과 제안된 방법은 기존의 상호 상관계수를 고정된 문턱 값과 가부 비교하여 동시 통화 구간을 검출하는 hard decision 방법에 비해 검출 오류 확률 (Detection Error Probability)을 비교한 결과 우수한 성능을 보였다.

핵심용어: Gaussian Mixture Model, 동시 통화 검출, 상호 상관계수, 우도, 음성 검출기

투고분야: 음성 처리 분야 (2,3)

In this paper, we propose a novel method for the cross-correlation based double-talk detection (DTD), which employing the Gaussian Mixture Model (GMM) in the frequency domain. The proposed algorithm transforms the cross correlation coefficient used in the time domain into 16 channels in the frequency domain using the discrete fourier transform (DFT). The channels are then selected into seven feature vectors for GMM and we identify three different regions such as far-end, double-talk and near-end speech using the likelihood comparison based on those feature vectors. The presented DTD algorithm detects efficiently the double-talk regions without Voice Activity Detector which has been used in conventional cross correlation based double-talk detection. The performance of the proposed algorithm is evaluated under various conditions and yields better results compared with the conventional schemes, especially, show the robustness against detection errors resulting from the background noises or echo path change which one of the key issues in practical DTD.

Keywords: Gaussian mixture model, Double-talk detection, Cross-correlation coefficient, Likelihood, Voice activity detector

ASK subject classification: Speech Signal Processing (2,3)

I. 서론

최근 통신수단의 발전은 이동 환경에 좀 더 편리한 통

화환경 조성을 위해 송수기 (Hand-Set)를 사용하지 않는 핸드프리 (Hands-Free)통신방식을 지향하고 있다. 이러한 이동환경과 편리성에서 비롯된 단말기의 소형화는 스피커로 출력된 음성이 벽이나 물건, 또는 사람의 피부 등에 반사되어 마이크의 입력으로 들어가게 되는 음향 반향 신호에 대한 문제뿐만 아니라 주변 환경의 급

작스런 변화에 따른 반향경로의 변동에 대한 문제를 야기시키고 있다. 전통적인 음향 반향 제거 방법은 적응 반향 제거기 (Acoustic Echo Canceled, AEC)를 이용하는 것이다 [1,2]. 반향제거기는 반향 신호를 추정하고, 입력신호에서 추정된 반향신호를 차감함으로써 반향신호를 제거한다. 이때, 동시 통화 검출 (Double-talk Detection, DTD)은 동시통화 구간을 발생시키는 근단 화자 신호가 적응 반향 제거기에 매우 큰 잡음으로 작용하여 적응 필터가 오작동을 일으키는 것을 방지하기 위한 필수적인 알고리즘이다. 동시통화 검출에 대한 기존의 연구는 반향신호와 근단 화자 신호의 크기를 비교하거나 이들 간의 상관계수를 적절한 문턱값과 비교하여 동시 통화구간을 검출하는 알고리즘을 보인다 [3-5]. 특히, 상호 상관계수를 이용한 기존의 동시 통화 검출 알고리즘은 원단 화자 신호 출현 후 근단 화자 출현 혹은 그 반대의 경우에서 원단화자에 대한 별도의 음성 검출기 (Voice Activity Detector, VAD)를 필요로 하게 되며 상호 상관계수와 반향제거기 사이의 궤환구조에 의하여 비정상적 (Non-Stationary)인 잡음과 급작스러운 반향 경로 변동 환경에서 동시 통화 검출 오류가 증가되는 문제점이 있다. 본 논문은 주파수 영역에서 음향학적 반향 제거기 (Acoustic Echo Suppression, AES)를 구성하기 위한 가우시안 혼합 모델 (Gaussian Mixture Model, GMM)기반의 동시통화 알고리즘을 제안한다. 주파수 영역에서 통계적 분포에 대한 분석으로 선별된 상호 상관계수를 특징 벡터로 적용한 GMM은 우도 비교를 통해 원단 화자만 존재하는 구간, 동시통화 구간, 근단 화자만 존재하는 구간을 분류하여 별도의 원단화자에 대한 음성 검출기가 요구되지 않으며 잡음과 반향신호 변동 환경에 강인한 성능을 보인다.

II. 기존의 상호 상관계수를 이용한 동시 통화 알고리즘과 주파수 영역으로의 변환

기존의 대표적인 상호 상관계수를 이용한 동시통화 알고리즘을 분석해 보면, 그림 1과 같이 시간 영역에서의 상호 상관계수 $|\rho_{y\hat{d}}(t)|$, $|\rho_{ye}(t)|$ 을 각각 고정된 문턱값 T_1 (0.8), T_2 (0.64)와 비교하여 동시통화 구간을 가부 판단하는 hard decision 방식을 이용한다 [5]. 마이크 입력 신호를 $y(t)$, 추정된 반향 신호를 $\hat{d}(t)$, 반향 제거기를 통해 최종적으로 추정된 근단 화자 신호를 $e(t)$ 라 하고 t 를 시간 인덱스라 할 때 $\rho_{y\hat{d}}(t)$ 는 $y(t)$ 와 $\hat{d}(t)$ 사이의

상호 상관계수를, $\rho_{ye}(t)$ 는 $y(t)$ 와 $e(t)$ 사이의 상관계수를 의미한다. 따라서 $\rho_{y\hat{d}}(t)$ 와 $\rho_{ye}(t)$ 은 이상적인 경우 각각 원단 화자만 있는 구간, 근단 화자 구간에서 높은 상관도를 갖는다. 이러한 기존의 알고리즘은 원단 화자 신호 이후 출현하는 근단 화자 신호에 의한 동시통화 구간 검출에서, 검출에 사용되는 $\rho_{y\hat{d}}(t)$, $\rho_{ye}(t)$ 값이 동시통화 구간 이후 이어지는 근단 화자 신호 구간에서도 계속해서 $|\rho_{y\hat{d}}(t)| < 0.8$, $|\rho_{ye}(t)| > 0.64$ 을 만족하게 되어 추가적으로 원단화자에 대한 음성 검출기 (Voice Activity Detector, VAD)를 필요로 하게 된다. 또한, $\rho_{ye}(t)$ 는 반향 제거기의 성능에 따른 $e(t)$ 에 의존적인 파라미터이고, 반향 제거기는 추정된 $\rho_{y\hat{d}}(t)$ 과 $\rho_{ye}(t)$ 에 따른 동시통화 검출 결과에 의존하여 갱신되는 궤환구조를 갖는다. 이러한 구조에 의해 반향 경로의 급작스런 변화에 따른 반향신호 추정 오류가 $e(t)$ 에 영향을 주게 되어 결국 동시통화 구간 검출의 오류로 이어질 수 있는 위험성이 있다.

2.1. 주파수 영역으로의 변환

본 논문은 시간 영역에서 상호 상관계수를 GMM을 통한 적응 반향제거기를 구성하기 위해 주파수 영역으로 변환한다. 시간 영역의 두 상호 상관계수를 고속 푸리에 변환 (Fast Fourier Transform)을 통해 주파수 영역에서 표현한 식은 다음과 같다.

$$\rho_{y\hat{d}}(i, k) = \frac{P_{y\hat{d}}(i, k)}{\sqrt{P_y(i, k) \cdot P_{\hat{d}}(i, k)}} \tag{1}$$

$$\rho_{ye}(i, k) = \frac{P_{ye}(i, k)}{\sqrt{P_y(i, k) \cdot P_e(i, k)}}$$

i 와 k 를 각각 프레임과 주파수 채널 인덱스를 의미한

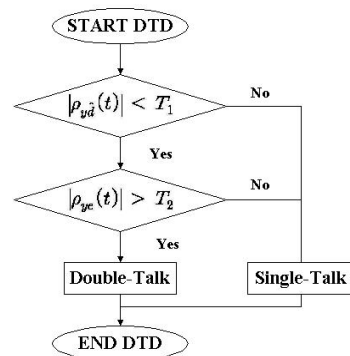


그림 1. 기존 방식의 double-talk 구간 검출 순서도
Fig. 1. The decision flow of the conventional double-talk detector.

다고 할 때, $\rho_{y\hat{d}}(i,k)$ 은 $Y(i,k)$ 과 $\hat{D}(i,k)$ 사이의 상관계수를 의미하며, $\rho_{ye}(i,k)$ 은 $Y(i,k)$ 과 $E(i,k)$ 사이의 상관계수를 의미한다. $\rho_{y\hat{d}}(i,k)$ 과 $\rho_{ye}(i,k)$ 은 주파수에 따른 분포를 관측하기 위해 16개 채널로 나누어 구해진다. 채널의 대역폭은 64개의 푸리에 변환 계수 중 DC성분과 접합 주파수 성분을 제외한 후 지각 특성에 따른 채널 상관성을 고려하여 IS-127 잡음제거 시스템과 유사한 구조로 설정하였다 [6]. 식 (1)에서 상호 상관계수를 얻기 위한 $P_{\hat{d}}(i,k)$, $P_e(i,k)$, $P_y(i,k)$ 는 각각 $\hat{D}(i,k)$, $E(i,k)$, $Y(i,k)$ 의 power를 의미하며, $P_{y\hat{d}}(i,k)$, $P_{ye}(i,k)$ 는 각각 $Y(i,k)$ 와 $\hat{D}(i,k)$ 사이, $Y(i,k)$ 과 $E(i,k)$ 사이의 cross power를 의미한다. power값은 각 채널에서의 평균값으로 연산하였으며 각각의 power를 계산하는 식은 다음과 같다.

$$P_{y\hat{d}}(i,k) = \alpha \cdot P_{y\hat{d}}(i-1,k) + (1-\alpha) \cdot Y(i,k) \cdot \hat{D}(i,k) \quad (2)$$

$$P_{\hat{d}}(i,k) = \alpha \cdot P_{\hat{d}}(i-1,k) + (1-\alpha) \cdot \hat{D}^2(i,k) \quad (3)$$

$$P_y(i,k) = \alpha \cdot P_y(i-1,k) + (1-\alpha) \cdot Y^2(i,k) \quad (4)$$

$$P_{ye}(i,k) = \alpha \cdot P_{ye}(i-1,k) + (1-\alpha) \cdot Y(i,k) \cdot E(i,k) \quad (5)$$

$$P_e(i,k) = \alpha \cdot P_e(i-1,k) + (1-\alpha) \cdot E^2(i,k) \quad (6)$$

α 는 각 채널 내에서 이전 프레임과의 상관성을 고려하기 위한 Smoothing 파라미터로 0.98의 값을 갖는다.

2.2. 제안된 알고리즘에 사용된 특징 벡터

본 연구에서는 기존의 상호 상관계수를 이용한 동시통화 검출 알고리즘에 사용된 두 개의 상관계수를 특징 벡터로 이용하되 효과적인 GMM을 구성하기 위하여 주파수 영역에서 채널별 분석을 통한 특징 벡터 선별 과정을 수행 하였다.

$\rho_{y\hat{d}}(i,k)$, $\rho_{ye}(i,k)$ 의 채널 특성은 특징 벡터의 통계적 편차의 구분이 뚜렷할수록 우수한 성능을 보이는 GMM에 적용하기 위해 histogram을 통해 분석 되었으며 그를 통해 각각의 16개 채널 중에서 $\rho_{y\hat{d}}(i,k)$ 의 2개 채널과 $\rho_{ye}(i,k)$ 의 5개 채널을 선별하였다. 그림 2는 GMM의 특징 벡터로 최종 선택된 $\rho_{y\hat{d}}(i,k)$ 의 2개 채널에 대한 histogram이며, 그림 3은 $\rho_{ye}(i,k)$ 의 5개 채널에 대한 histogram이다. 그림 2과 3에서의 $\rho_{y\hat{d}}(i,k)$ 와 $\rho_{ye}(i,k)$ 의 통계적 분포는 이상적인 경우에서 예상한 것과 유사한 분포를 보이고 있음을 확인할 수 있다.

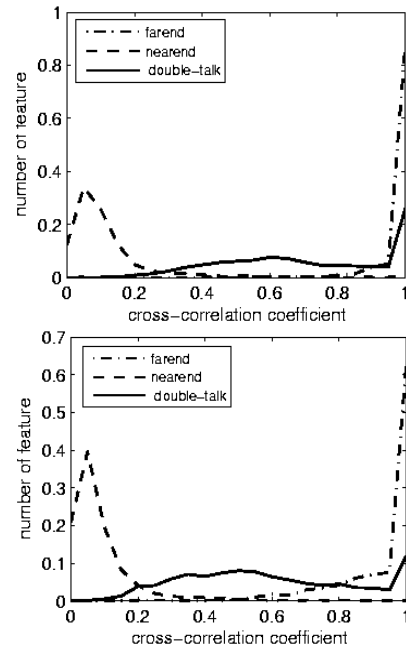


그림 2. white 잡음 (SNR = 20 dB) 이 적용된 44분 길이의 GMM training 데이터로 부터의 $\rho_{y\hat{d}}(i,k)$ 의 histogram

Fig. 2. histogram of $\rho_{y\hat{d}}(i,k)$ from GMM training data with white noise (SNR = 20dB) which length is 44 minutes.

III. 제안된 상호 상관계수 특징 벡터를 이용한 GMM 기반의 동시통화 검출

지금까지 우리는 기존의 시간영역에서의 동시통화 검출 알고리즘과 주파수 영역에서의 GMM에 특징 벡터로 적용될 상호 상관계수 추출방식에 대해 알아보았다. 기존의 상호 상관계수를 이용한 동시통화 검출 알고리즘은 동시통화 구간 발생 형태가 원단화자 신호 안에 근단 화자 신호가 포함되어 동시통화 구간이 발생한 경우만을 제외하고 원단 화자 신호 출현 후 근단 화자 출현 혹은 그 반대의 경우로 동시통화 구간이 발생하였을 경우에는 별도의 원단화자에 대한 VAD를 필요로 하게 된다. 그러나 제안된 GMM기반의 동시통화 검출에서는 원단 화자만 있는 구간, 동시통화 구간, 근단 화자만 존재하는 구간의 상관계수들을 각각 모델링하고 우도 비교에 따라 가장 큰 것을 선택하여 분류함으로써 별도의 원단 화자에 대한 VAD 사용 없이 동시통화 구간을 검출한다. 또한 GMM은 특징 벡터의 통계적 분포를 다른 평균과 공분산 행렬을 갖는 복수개의 가우시안 함수에 의해서 효과적으로 표현함으로써 패턴 인식에서 우수한 성능을 보이는 것으로

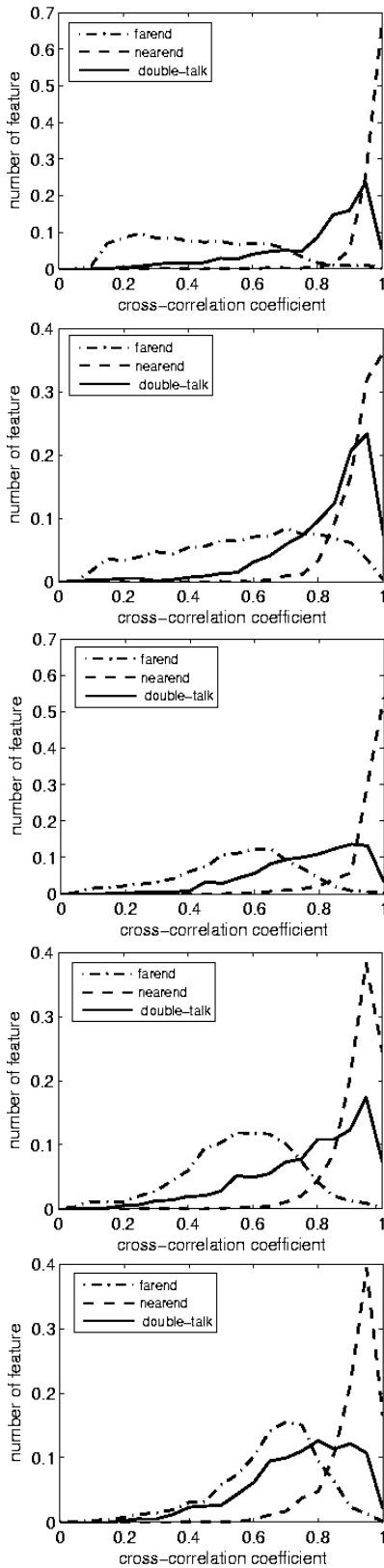


그림 3. white 잡음 (SNR = 20 dB) 이 적용된 44분 길이의 GMM training 데이터로 부터의 $\rho_{yc}(i, k)$ 의 histogram

Fig. 3. histogram of $\rho_{yc}(i, k)$ from GMM training data with white noise (SNR = 20dB) which length is 44-minutes.

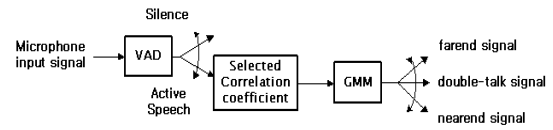


그림 4. 제안된 GMM 기반의 동시통화 검출 블록도
Fig. 4. Block diagram of the proposed method.

알려져 있다 [7]. 따라서 본 논문에서는 잡음과 반향 경로 변동 환경에 대해 기존의 단순한 문턱 값과의 가부비교를 통한 동시통화 검출 알고리즘 보다 강인한 성능을 보이기 위해 GMM을 통한 패턴 인식적 알고리즘을 적용하였다. 그림 4는 제안된 GMM 기반의 상호 상관계수를 특징 벡터로 이용한 동시통화 검출 알고리즘의 블록 다이어그램을 보인다. GMM은 마이크 입력신호 $Y(i, k)$ 에 대한 VAD를 통해 음성 존재 구간으로 판단 될 때 통계적 분포 특성을 고려하여 선별된 상호 상관계수를 특징 벡터로 구성하였다 [8].

GMM은 M개의 혼합성분 (Mixture Component)으로 이루어지는 가우시안 형태의 혼합 모델 확률밀도 함수를 기반으로 하며, 확률밀도 함수의 우도 (Likelihood)는 다음과 같다 [9-11].

$$P(\vec{x}|\lambda) = \sum_{l=1}^M \alpha_l P_l(\vec{x}) \quad (7)$$

이때,

$$\sum_{l=1}^M \alpha_l = 1, \quad (8)$$

$$P_l(\vec{x}) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} |\Sigma_l|^{\frac{1}{2}}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(\vec{x}-\vec{\mu}_l)^T(\Sigma_l)^{-1}(\vec{x}-\vec{\mu}_l)\right\}. \quad (9)$$

\vec{x} 은 $\vec{x} = \{x_1, \dots, x_t, \dots, x_D\}$, $x_t \in R^D$ 인 D차원의 특징 벡터를 의미 하며 GMM의 모델 파라미터 λ 는 각각 혼합된 가우시안 밀도의 가중치 (Mixture Weight) α_l , 평균 벡터 (Mean Vector) $\vec{\mu}_l$, 공분산 행렬 (Covariance Matrix) Σ_l 로 다음과 같이 구성 된다.

$$\lambda = \left\{ \alpha_l, \mu_l, \Sigma_l \right\}, \quad l = 1, \dots, M \quad (10)$$

본 연구에서는 원단 화자만 존재하는 구간, 동시통화 구간, 근단 화자만 존재 하는 각각의 구간에 대한 최적의 모델 λ 을 추정한다. 이를 위해 EM (Expectation Maximization) 알고리즘을 통한 사후 확률을 기반으로 $P(\vec{x}|\lambda) \leq P(\vec{x}|\lambda')$ 가 되는 새로운 모델 λ' 을 정해진 문턱 값에

도달할 때까지 반복하여 추정한다. 최종적으로 다음과 같이 추정된 구간 별 최적 모델에 따른 우도 (Likelihood) 값을 비교하여 가장 큰 우도를 갖는 것으로 분류한다.

$$\hat{C} = \arg \max_{1 < r < S} \log P(\vec{x} | \lambda_r)$$

$S = 3$, (1: 근단신호, 2: 원단신호, 3: 동시통화 신호) (11)

각 영역에서의 프레임간의 상관성을 고려하여 실제로 Smoothed Likelihood를 사용하며 Smoothing 파라미터는 이전 프레임에 실험적으로 최적화된 가중치 값인 0.2를 현재 프레임에 0.8을 적용하였다.

IV. 실험 방법

본 논문에서는 주파수 영역에서 음향학적 반향제거기 (Acoustic Echo Suppression, AES)를 구성하기 위하여 GMM를 통한 패턴인식 기반의 동시통화 검출 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘은 고정된 문턱 값과 가부 판단하는 hard decision 방식과 비교하기 위해 기존의 상호 상관계수를 이용한 알고리즘과 동시통화 검출 오류확률 (Double-talk Detection Error Probability, P_E)을 통해 비교 평가 되었다. P_E 는 false alarm과 missing 확률의 합으로 계산되어진다. GMM은 주파수 영역에서 통계적 분포에 대한 분석을 통해 선별된 7개의 상호 상관계수를 특징 벡터로 사용하며 16개 혼합성분으로 구성된다. 학습과 테스트를 위한 데이터는 20명의 화자로부터 8 kHz로 샘플링 된 문장을 수집하여 수행 되었다. 수집된 20명의 화자 중 10명의 화자는 원단 화자 신호로 사용하고 나머지 10명은 근단 화자 신호로 사용하였으며 분류된 두 그룹의 신호를 무작위로 섞어서 동시통화 구간이 약 1초 발생하는 52분 길이의 문장을 생성하였다. 생성된 문장의 44분은 학습 데이터로 8분은 테스트 데이터로 사용하였다. 원단 화자 신호로 분류된 10명의 화자에 대해서는 근단 화자 신호와 섞기 전에 실제 반사 환경을 모델링 하기 위해 근단 화자 신호보다 3.5 dB 작게 합과 동시에 임펄스 응답 필터를 통과 시켰다 [12]. 임펄스 응답 필터의 모델링 환경은 반향 경로의 변화가 있는 경우와 없는 경우를 비교 평가하기 위해 표 1의 한 가지 반향 경로로만 이루어진 경우와 표 2의 6가지 반향 경로가 0.5초 마다 변하는 두 가지 경우로 설정 하였다.

표 1. 임펄스 응답 모델링 환경 (단위 : m)

table 1. Modeling environment for impulse response (one echo path).

공간 벡터	x	y	z
공간 크기	5	4	3
스피커 위치	0.5	2	1.5
마이크 위치	3.5	2	1
반사계수	0.3	0.3	0.3

표 2. 6가지 임펄스 응답 모델링 환경 (단위 : m)

table 2. Modeling environment for impulse response (six echo path).

공간 벡터	x	y	z
공간 크기	5	4	3
	10	8	6
	4	2	2
	10	10	8
	6	8	8
	15	10	10
스피커 위치	4.5	2	2.5
	9	4	5
	3.5	1	1.5
	8	2	7
	5.5	7	7
마이크 위치	3	2	1
	0.5	2	1
	1	8	1.5
	0.5	1	0.5
	2	8	1.5
	1	1	1
반사계수	14	7	9
	0.7	0.8	0.3
	0.6	0.7	0.2
	0.75	0.81	0.4
	0.66	0.7	0.35
	0.7	0.85	0.42
	0.71	0.66	0.35

표 3과 표 4는 각각 반향 경로가 변하지 않는 경우와 변하는 경우의 5가지 잡음 환경에서의 동시통화 검출 오류 확률 결과를 보인다.

실험 결과에서 확인할 수 있듯이 기존의 방식은 반향 경로의 변화에 따라 오류 확률이 증가되지만 GMM 기반의 제안된 방식은 크게 영향 받지 않음을 확인 할 수 있다. 결론적으로 P_E 면에서 제안된 방식이 기존의 방법보다 모든 조건하에서 우수한 성능을 보임을 알 수 있다.

표 3. P_E 수치비교 (단위 : %)
 table 3. Comparison of P_E at one echo path.

Noise type	Method	SNR (dB)		
		10	20	30
White noise	Previous GMM	33.43	29.72	29.50
		20.13	18.94	18.63
Babble noise	Previous GMM	32.25	29.57	29.48
		24.51	19.48	18.52
Car noise	Previous GMM	29.49	29.34	29.37
		19.91	18.75	18.62
office noise	Previous GMM	33.11	29.63	29.46
		23.81	19.29	18.73
street noise	Previous GMM	30.22	29.54	29.49
		22.65	18.98	18.71

표 4. P_E 수치비교 (단위 : %)
 table 4. Comparison of P_E at six echo path.

Noise type	Method	SNR (dB)		
		10	20	30
White noise	Previous GMM	38.49	33.60	31.53
		20.12	18.94	18.63
Babble noise	Previous GMM	36.17	32.06	30.19
		24.52	19.48	18.52
Car noise	Previous GMM	30.01	29.93	29.98
		19.91	18.75	18.62
office noise	Previous GMM	36.78	32.00	30.36
		23.81	19.30	18.73
street noise	Previous GMM	33.81	30.89	30.20
		22.65	18.98	18.71

V. 결론

본 논문에서는 주파수 영역에서 잡음 환경과 반향경로 변화에 강인한 음향학적 반향억제 (Acoustic Echo Suppression, AES)기를 구성하기 위한 GMM 기반의 패턴 인식적 동시통화 검출 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘은 별도의 원단화자에 대한 VAD 없이, 원단 화자 신호만 존재 하는 구간, 동시통화 구간, 근단 화자 신호만 존재 하는 구간을 분류한다. 또한 검출 오류 확률 (Detection Error Probability)을 비교한 결과 기존의 고정된 문턱 값과 상호 상관계수를 비교하여 검출하는 hard decision 방식은 잡음 환경과 반향경로 변화에 민감한 성능을 보였으나 제안된 알고리즘은 우수하면서도 강인한 성능을 보였다.

감사의 글

본 연구는 지식경제부 및 정보통신연구진흥원의 대학 IT 연구센터 지원사업의 연구결과로 수행되었음 (IITA-

2008-C1090-0804-0007). 또한 본 연구는 지식경제부와 한국산업기술재단의 전략기술 인력양성사업으로 수행된 연구 결과 임.

참고 문헌

1. P. S. R. Diniz, *Adaptive Filtering: Algorithm and practical implementation*, Kluwer, Massachusetts, 1997.
2. C. Avendano, "Acoustic echo suppression in the STFT domain," in *Proc. IEEE Workshop on Appl. of sig. Proc. to Audio and Acoust.*, pp. 175-178, Oct. 2001.
3. K. Ochiai, T. Araseki and T. Ogihare, "Echo canceller with two echo path models," *IEEE Trans. on Comm.*, vol. 25, no. 6, pp. 589-595, Jun. 1977.
4. N. Furuya, et al, "High performance custom VLSI echo canceller," *Proc. ICC'85.*, pp. 1470-1476, Jun. 1985.
5. S. J. Park, C. G. Cho, C. Lee and D. H. Youn, "Integrated echo and noise canceler for hands-free applications," *IEEE Trans. on Circuits and Systems II*, vol. 49, no. 3, pp. 186-195, Mar. 2002.
6. TIA/EIA/IS-127, Enhanced variable rate codec, speech service option 3 for wideband spectrum digital system, 1996.
7. J. H. Song, K. H. Lee, J. H. Chang, J. K. Kim and N. S. Kim, "Analysis and improvement of Speech/Music classification for 3GPP2 SMV based on GMM," *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 15, pp. 103-106, Jan. 2008.
8. N. S. Kim and J.-H. Chang, "Spectral enhancement based on global soft decision," *IEEE Signal Processing Letters*, vol. 7, no. 5, pp. 108-110, May. 2000.
9. G. Xuan, W. Zhang and P. Chai, "EM algorithm of gaussian mixture model and hidden Markov model," *Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing*, vol. 1, pp. 145-148, Oct. 2001.
10. D. A. Reynolds, T. F. Quatieri and R. B. Dunn, "Speaker verification using adapted gaussian mixture models," *Digital Signal Processing*, vol. 10, no. 1-3, pp. 19-41, Jan. 2000.
11. D. A. Reynolds and R. C. Rose, "Robust text-independent speaker identification using gaussian mixture speaker models," *IEEE Trans. on Speech and Audio Processing*, vol. 3, no. 1, pp. 72-83, Jan. 1995.
12. S. McGovern, A model for room acoustics, <http://2pi.us/rir.html>, 2003.

저자 약력

•이 규 호 (Kyu-Ho Lee)



2008년 2월: 인하대학교 전자공학과 학사
2008년 3월~ 현재: 인하대학교 전자공학과 석사과정

•장 준 혁 (Joon-Hyuk Chang)



1998년 2월: 경북대학교 전자공학과 학사
2000년 2월: 서울대학교 전기공학부 석사
2004년 2월: 서울대학교 전기컴퓨터공학부 박사
2000년 3월~2005년 4월: ㈜넷더스 연구소장
2004년 5월~2005년 4월: 캘리포니아 주립대학,
산타바버라 (UCSB) 박사후연구원
2005년 5월~2005년 8월: 한국과학기술연구원 (KIST)
연구원
2005년 9월~현재: 인하대학교 전자공학부 조교수