

엔트로피 차와 신호의 에너지에 기반한 잡음환경에서의 음성검출

하동경* · 조석제** · 진강규** · 신옥근†

(원고접수일 : 2008년 3월 25일, 심사완료일 : 2008년 7월 9일)

Voice Activity Detection Based on Signal Energy and Entropy-difference in Noisy Environments

Dong-Gyung Ha* · Seok-Je Cho** · Gang-Gyoo Jin** · Ok-Keun Shin†

Abstract : In many areas of speech signal processing such as automatic speech recognition and packet based voice communication technique, VAD (voice activity detection) plays an important role in the performance of the overall system. In this paper, we present a new feature parameter for VAD which is the product of energy of the signal and the difference of two types of entropies. For this end, we first define a Mel filter-bank based entropy and calculate its difference from the conventional entropy in frequency domain. The difference is then multiplied by the spectral energy of the signal to yield the final feature parameter which we call PEED (product of energy and entropy difference). Through experiments, we could verify that the proposed VAD parameter is more efficient than the conventional spectral entropy based parameter in various SNRs and noisy environments.

Key words : Entropy(엔트로피), Entropy difference(엔트로피 차), Signal energy(신호 에너지), Voice activity detection(음성구간검출), VAD(VAD), Noise reduction(잡음제거)

1. 서 론

음성검출(VAD: voice activity detection)은 음성 입력신호를 음성구간과 비음성구간으로 구분하는 과정으로 음성신호 처리의 여러 응용분야에서 요구되는 기술이다. 음성검출이 이용되는 대표적인 예는 패킷기반 통신기기, 또는 이동통신 단말기의

음성코딩부에서 음성구간과 비음성구간을 구분하여 비음성구간의 데이터는 전송하지 않음으로써 대역폭을 줄이거나, 비음성구간으로부터 잡음특성을 추정하여 음성구간의 잡음을 제거하는 것 등이다. 음성검출은 크게 신호의 에너지(energy), 영교차율(zero crossing rate), LPC 파라미터 등과 같은 특징들을 이용하는 방법과, Likelihood Ratio

† 교신저자(한국해양대학교 컴퓨터·제어·전자통신공학부, E-mail:okshin@hhu.ac.kr, Tel: 051)410-4572)

* 한양대학교

** 한국해양대학교 컴퓨터·제어·전자통신공학부

등과 같은 통계적인 특성에 기반한 방법들로 나눌 수 있다⁽¹⁾. 이러한 특징들 중 신호의 에너지는 낮은 SNR(signal-to-noise ratio)에서는 성능이 급격히 저하되며, 영교차율은 잡음 종류에 따라 무성음과 구분이 되지 않는 단점이 있어 다른 방법들과 같이 쓰이는 보조하는 역할을 한다. 통계적인 특성을 기반으로 하는 방법은 많은 연구들에서 좋은 성능을 보여주고 있지만, 계산량이 많거나 잡음의 통계적 특성이 음성신호와 비슷한 경우 성능이 저하되는 경우가 있어 이를 보완한 여러 가지 방법들이 제안되고 있다^{(2),(3)}.

근래에는 잡음환경에서 신호의 에너지나 영교차율 등으로 음성검출이 어려운 문제점을 개선하기 위해 통계적인 특성에 기반한 방법 중의 하나인 엔트로피(entropy)를 이용한 음성검출 방법에 대한 연구가 활발하게 이루어지고 있다⁽⁴⁾⁻⁽⁷⁾. 이들 중 특히 Renevey⁽²⁾는 심한 잡음환경의 음성신호에 백색화 필터링(whitening filtering)을 통과 시킨 다음, 인위적인 백색잡음(white Gaussian noise)을 더하여 잡음에 둔감한 특징의 추출이 가능하도록 하였으나, 계산량이 과다해 실시간 응용에 적합하지 않는 단점이 있다.

본 논문에서는 Mel 필터뱅크(filter-bank) 기반의 엔트로피와 통상적인 스펙트럼 엔트로피의 차를 구한 다음, 음성신호의 에너지를 조합하여 낮은 SNR에서도 실시간 응용에 적합한 음성검출 파라미터를 제안한다. 제안한 방법의 효과를 검증하기 위하여 TI-Digits의 7자리로 된 숫자 발생데이터에 NoiseX-92의 다섯 가지 잡음을 10dB에서 -5dB까지 변화시키며 더해서 잡음환경의 음성데이터를 만들어 음성검출 실험을 하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 2장에서 스펙트럼 엔트로피와 Mel 필터뱅크 기반의 엔트로피를 정의한 다음, 이들의 차와 에너지를 이용하는 음성검출 파라미터를 정의한다. 제 3장에서는 제안한 음성검출 방법의 성능을 검증하기 위하여 실시한 실험의 실행 환경과 결과를 설명하고, 제 4 장에서 결론 맺는다.

2. 에너지와 엔트로피 차에 기반한 음성검출

2.1 스펙트럼 엔트로피

엔트로피는 통계 열역학적으로는 '통계적인 무질서도'를 의미하며, 정보통신 분야에서는 '데이터에 내재되어 있는 정보의 양'⁽⁸⁾을 나타내는 척도로 쓰인다. 음성신호의 엔트로피는 다음과 같이 정의한다. 먼저 시간영역의 음성신호를 프레임 단위로 나눈 다음 푸리에변환(FFT)하여 주파수 영역의 신호를 얻고, 이것의 파워스펙트럼(power spectrum)을 $X(k,l)$ 라 하자. 여기서 $k(k=1..N)$ 는 주파수 인덱스, l 은 프레임 인덱스이다. 확률 $p[X(k,l)]$ 는 다음 식(1)과 같이 정의할 수 있는데 이것은 l 번째 프레임의 전체 파워에서 k 번째 주파수 성분이 차지하는 파워의 비율이다.

$$p[X(k,l)] = \frac{X(k,l)}{\sum_{n=1}^N X(n,l)} \quad (1)$$

주어진 음성신호의 l 번째 프레임의 스펙트럼 엔트로피는 다음 식(2)와 같이 정의된다.

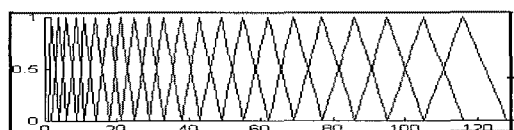
$$H_N(l) = -\sum_{k=1}^N p[X(k,l)] \log(p[X(k,l)]) \quad (2)$$

이 식에서 $H_N(l)$ 의 첨자 N 은 통상적인(normal) 엔트로피임을 나타내기 위해 사용한다.

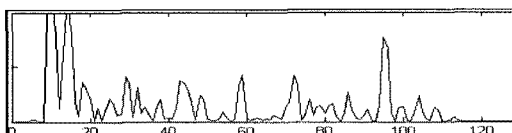
2.2 Mel 필터뱅크 기반의 엔트로피

Mel 단위 주파수^{(1),(11)}는 물리적인 주파수와 달리 사람의 청각 특성을 반영한 것으로, 음성신호처리에서 많이 활용되어 좋은 성능을 보여 왔다. 본 연구에서는 이 같은 특성을 엔트로피를 구하는데 적용하여 Mel 필터뱅크 기반의 엔트로피를 다음과 같이 정의한다. 먼저, 신호의 파워스펙트럼(Fig. 1(b))에 Mel 필터뱅크(Fig. 1(a))를 적용하여 Mel 스케일 파워 스펙트럼 $B(m,l)$ (Fig. 1(c))를 구한다. 이렇게 구한 $B(m,l)$ 을 이용하여 식(3)과

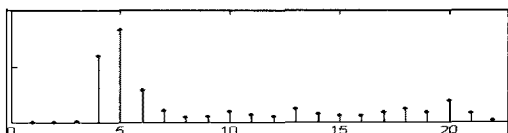
같이 Mel 스케일의 확률 $p[B(m,l)]$ 을 구하고, 마지막으로 식(4)와 같이 Mel 필터뱅크 엔트로피 $H_M(l)$ 을 구한다. 식(3) 과 식(4)에서 m ($m=1, \dots, M$)은 Mel 필터뱅크의 삼각필터(triangular filter)의 인덱스이며 Fig. 1 (a)에 보이는 것처럼 본 연구에서는 모두 22개의 삼각필터로 이루어진 필터뱅크를 이용한다.



(a) Mel filter-bank



(b) power spectrum



(c) Mel scale power spectrum

Fig. 1 An example of power spectrum and Mel-scale power spectrum for a given frame of speech data

$$p[B(m,l)] = \frac{B(m,l)}{\sum_{k=1}^M B(k,l)} \quad (3)$$

$$H_M(l) = -\sum_{m=1}^M p[B(m,l)] \cdot \log(p[B(m,l)]) \quad (4)$$

2.3 에너지와 엔트로피차에 기반한 파라미터

본 연구에서는 통상의 엔트로피 $H_N(l)$ 와 Mel 엔트로피 $H_M(l)$ 의 차를 구하여 음성구간을 추출하는데 이용한다. 이를 위해 먼저 식(2)에 정의된 $H_N(l)$ 는 다음 식(5)와 같은 형태로 바꾸어 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} H_N(l) &= -\sum_{k=1}^N p[X(k,l)] \log(p[X(k,l)]) \\ &= \frac{1}{X_T(l)} \sum_{k=1}^N X(k,l) \cdot \{\log(X(k,l)) - \log(X_T(l))\} \quad (5) \\ &= \frac{1}{X_T(l)} \sum_{k=1}^N X(k,l) \cdot \log(X(k,l)) - \log(X_T(l)) \end{aligned}$$

마찬가지 방법으로 식(4)의 $H_M(l)$ 도 다음 식(6)과 같이 표현할 수 있다.

$$H_M(l) = \frac{1}{B_T(l)} \sum_{m=1}^M B(m,l) \cdot \log(B(m,l)) - \log(B_T(l)) \quad (6)$$

여기서 $X_T(l)$ 와 $B_T(l)$ 는 각각 l 번째 프레임에 대한 스펙트럼 파워의 합, 그리고 Mel 스케일 스펙트럼의 파워의 합으로 식(7)과 식(8)로 정의된다. 이 두 가지는 모든 신호성분들의 파워를 합한 것이며 그 크기는 서로 같다.

$$X_T(l) = \sum_{n=1}^N X(n,l) \quad (7)$$

$$B_T(l) = \sum_{n=1}^M B(n,l) \quad (8)$$

따라서 두 엔트로피의 차를 ΔH 로 나타내기로 하면 다음 식(9)와 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} \Delta H(l) &= H_N(l) - H_M(l) \\ &= \frac{1}{X_T(l)} \left\{ \sum_{k=1}^N X(k,l) \cdot \log(X(k,l)) - \sum_{m=1}^M B(m,l) \cdot \log(B(m,l)) \right\} \quad (9) \end{aligned}$$

마지막으로 본 연구에서 이용하는 특징 파라미터인 에너지-엔트로피차의 곱 (PEED: product of energy and entropy difference)은 위 식(9)의 양변에 프레임 에너지 $X_T(l)$ 을 곱해서 구하고 이것을 $H(l)$ 로 나타내기로 한다.

$$\begin{aligned} H(l) &= \Delta H(l) \cdot X_T(l) \\ &= \left\{ \sum_{k=1}^N X(k,l) \cdot \log(X(k,l)) - \sum_{m=1}^M B(m,l) \cdot \log(B(m,l)) \right\} \quad (10) \end{aligned}$$

2.4 문턱값(threshold) 설정

신호의 에너지를 이용한 음성검출 방법과 유사하

게 엔트로피 기반의 방법에서도 음성검출을 위한 문턱값을 설정할 필요가 있다. 또한 잡음 레벨(level)이 변동되었을 경우 이를 문턱값에 반영하는 것이 신뢰도를 높일 수 있는 방법이다.

본 연구에서 제안하는 PEED의 문턱값은 Gerven^[9], Wu^[10] 등이 이용한 방법을 기반으로 다음과 같이 설정한다. 먼저 신호의 시작부분에는 음성신호가 없는 잡음만의 구간이 100ms 이상 존재한다고 가정하고, 이 비음성구간에서 잡음에 대한 스펙트럼 엔트로피의 평균과 분산을 구하여 다음과 같이 초기 문턱값을 설정한다.

$$T_S = \mu_N + \alpha\sigma_N \quad (11)$$

$$T_N = \mu_N + \beta\sigma_N \quad (12)$$

여기서, T_S , T_N 각각은 음성구간과 비음성구간의 문턱값이며, μ_N 과 σ_N 은 최근의 비음성구간에서의 PEED의 평균과 분산이다. α 와 β 는 실험에 의해 구해지는 상수이다. 문턱값 T_S 보다 큰 PEED를 갖는 프레임(frame)은 음성신호 성분의 프레임으로, 문턱값 T_N 보다 작은 PEED의 프레임은 잡음 성분의 프레임으로 판별한다. 나머지 T_N 과 T_S 사이 크기의 PEED를 갖는 프레임은 이전 프레임과 같은 성분으로 판별한다.

잡음의 변동을 문턱값에 반영하기 위해 잡음성분으로 판별된 l 번째 프레임의 PEED를 이용하여 이동 평균법으로 문턱값을 다음의 식들을 이용하여 갱신한다.

$$\mu_N(t) = \lambda \cdot \mu_N(t-1) + (1-\lambda) \cdot H(l) \quad (13)$$

$$\sigma_N(t) = \sqrt{(H_{mean}(t))^2 - (\mu_N(t-1))^2} \quad (14)$$

$$H_{mean}(t) = \lambda \cdot H_{mean}(t-1) + (1-\lambda) \cdot (H(l)) \quad (15)$$

여기서, $H_{mean}(\cdot)$ 는 $H(\cdot)$ 의 recursive average, λ 는 recursive average의 계수이며, t 는 잡음 성분으로 판별된 프레임들에 대한 색인이다.

3. PEED 기반의 음성검출 실험

3.1 실험 환경 및 방법

제안한 방법의 성능을 알아보기 위하여 TI-Digits에서 여성화자 6명과 남성화자 6명이 발화한 7자리의 숫자로 구성된 음성데이터에 NoiseX-92의 잡음 데이터인 white, babble, F16, factory1, Volvo를 10dB, 5dB, 0dB, -5dB로 SNR을 달리하여 가산시켜 16kHz, 16bit인 잡음환경의 음성데이터를 만들었다. 구성된 음성데이터를 음성신호 성분에 초점을 맞추기 위하여 스펙트럼 엔트로피의 경우 350Hz에서 6.4kHz 사이의 성분만 통과시키는 대역통과필터를 거치게 하였고, Mel 필터뱅크 기반의 엔트로피도 첫 세 개의 필터 값을 취하지 않았다. TI-Digits에서 선택한 잡음이 섞이지 않은 음성데이터를 가지고 수작업으로 음성구간과 비음성구간의 정보를 구하여 음성검출 여부를 판단하는 기준으로 사용하였다.

3.2 정성적인 분석

통상적인 엔트로피만을 이용한 경우와 PEED를 이용한 경우의 효율을 정성적으로 분석하기 위해 Fig. 2와 Fig. 3에 두 가지 경우의 음성 신호와 잡음에 대해 엔트로피 윤곽(contour)과 제안하는 PEED의 윤곽을 비교하였다. Fig. 2에는 영문 숫자 "1997594"를 발성한 깨끗한 음성신호(Fig. 2(a))와 10dB의 백색 잡음이 참가된 음성신호(Fig. 2(b)), 그리고 잡음신호의 스펙트럼 엔트로피(Fig. 2(c), 점선)와 PEED(Fig. 2(c), 실선)를 보였다. Fig. 3에는 "2370072"의 깨끗한 음성신호(Fig. 3(a)), 이 신호에 -5dB의 차량잡음(Volovo noise)를 첨가한 신호, 그리고 이에 대한 스펙트럼 엔트로피(Fig. 3(c), 점선)와 PEED(Fig. 3(c), 실선)를 보였다.

Fig. 2와 같이 잡음이 비교적 작은 환경에서는 Fig. 2(c)에서 볼 수 있듯이 두 가지 특징 모두 음성검출에 이용될 수 있으며 어느 한쪽이 특별히 더 효율적일 것으로는 기대되지 않는다. 그러나 Fig. 3(b)와 같은 낮은 SNR의 잡음환경에서는 스펙트

럼 엔트로피(Fig. 3 (c) 점선)만으로는 음성검출이 용이하지 않다는 것을 알 수 있다. 특히 프레임 번호가 105-120인 영역의 마찰음 ([s] in seven)에서 볼 수 있는 것처럼 스펙트럼 엔트로피를 파라미터로 이용할 경우, 무성음 구간을 비음성구간으로 오인하기 쉽다. 이러한 결과를 음성통신의 음성코딩에 적용할 경우 무성음을 묵음구간으로 처리하여 목소리가 끊겨 전송되는 문제가 발생하며, 잡음

추정에 있어서도 잡음을 제거한 음성신호에 심각한 왜곡을 유발하게 된다. 제안하는 파라미터 PEED의 경우 Fig. 3 (c)에서 볼 수 있듯이 낮은 SNR의 유색잡음환경에서도 스펙트럼 엔트로피와 달리 무성음구간과 비음성구간의 구분을 용이하게 해준다.

3.3 성능 평가

제안한 방법의 성능을 평가하기 위하여 Ramírez 등^[2]에서 사용한 잡음에 따른 ROC(receiver operating curves) 곡선을 Fig. 4와같이 구하였다. ROC는 음성검출에 있어 문턱값의 변경에 따른 비음성구간 적중률(pause hit rate)과 음성구간을 비음성구간으로 오인한 오보율(false alarm rate)의 변화를 보여준다. Fig. 4에서 굵게 표시

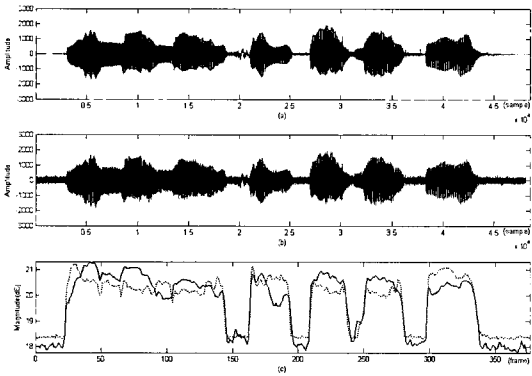


Fig. 2 Voice activity detection in white Gaussian noise at SNR=10dB : (a) time domain speech signal of '1997594', (b) noise added speech signal, (c) entropy contour (dotted line) and PEED contour (solid line) of the signal depicted in (b)

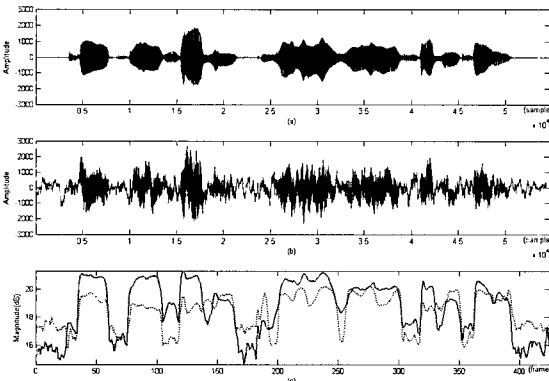


Fig. 3 Voice activity detection in colored noise (Volvo noise) environment at SNR = -5dB: (a) speech signal of '2370072', (b) noise added speech signal, (c) entropy contour (dotted line) and PEED contour (solid line) of the signal depicted in (b)

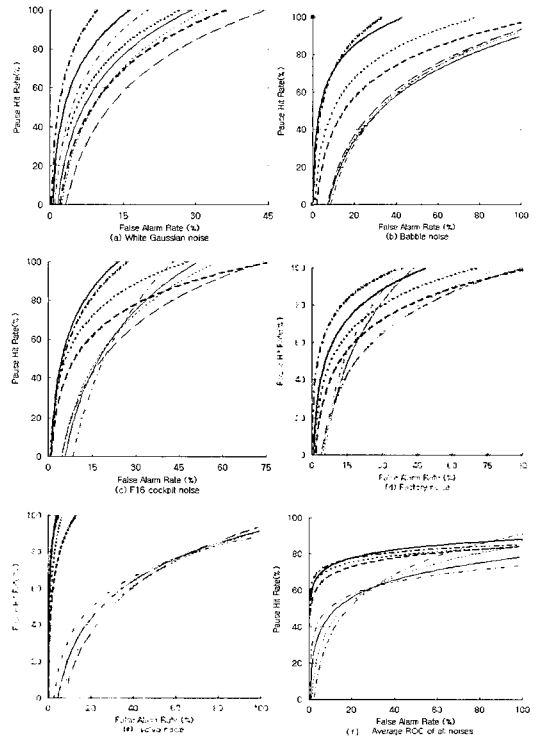


Fig. 4 Receiver Operating Characteristics of voice activity detection performances of the entropy based method and proposed method for various noise types: (a) white Gaussian noise, (b) babble noise, (c) F16 cockpit noise, (d) factory noise, (e) volvo noise, (f) average ROC of all noises

된 곡선들은 제안한 방법의 결과를 나타낸 것이고, 가늘게 표시된 곡선들은 스펙트럼 엔트로피에 의한 결과이다. 이 들 그림에서 일점쇄선은 10dB, 실선은 5dB, 점선은 0dB, 단선은 -5dB의 SNR에 의한 실험 결과를 각각 나타낸 것이다. 또한 Fig. 4(a)~(e)는 각각 첨가된 잡음 별 ROC이며 Fig. 4 (f)는 이들 ROC의 평균을 나타낸 것이다.

Fig. 4의 (a)는 백색잡음이 첨가된 경우의 성능으로, 스펙트럼 엔트로피 기반의 방법보다 제안된 방법이 모든 SNR에서 검출 성능이 향상되는 것을 관찰할 수 있다. 특히, -5dB의 열악한 환경에서 오보율 20%에 대하여 스펙트럼 엔트로피 기반의 방법보다 적중률이 23% 정도 향상됨을 볼 수 있다. Babble 잡음 (Fig. 4 (b))은 특성이 음성신호의 특성과 유사하기 때문에 0dB 이하의 매우 낮은 SNR에서는 제안된 방법으로도 효과적인 음성검출이 어렵지만, 5dB 이상의 SNR에서는 제안된 방법이 효과적임을 알 수 있다. F16 잡음환경 (Fig. 4(c))에서도 제안된 방법을 적용하면 백색잡음환경과 비슷한 성능 향상을 얻을 수 있었다. Factory 잡음환경 (Fig. 4 (d))의 경우, 다른 잡음들과는 달리 5dB 미만의 SNR에서는 오보율 대비 적중률의 비가 효율적이지 못하였다.

자동차 실내 잡음환경인 Volvo 잡음환경 (Fig. 4 (e))에서의 경우, 스펙트럼 엔트로피 기반 방법에 비하여 가장 큰 성능 향상을 보였으며, SNR의 변동에 상관없이 안정된 성능을 유지하였다. 마지막으로 (Fig. 4 (f))는 모든 잡음들에 대한 평균 ROC 곡선을 나타낸 것으로 오보율 20%에 대하여 제안된 방법이 스펙트럼 엔트로피 기반의 음성검출에 대하여 상대적으로 5dB 이상의 SNR에서는 약 15%, 0dB 이하의 SNR에서는 약 44%의 적중률 향상을 가져오는 것을 보여준다.

실험을 통해 제안된 PEED기반의 음성검출 방법이 스펙트럼 엔트로피 기반의 음성검출 방법보다 효과적인 것을 볼 수 있었으며, 특히 자동차 실내 잡음환경에서 뛰어난 성능을 가지는 것으로 나타난다. 따라서, 제안된 방법을 자동차의 핸드프리 (hands free)나 음성인식 항법장치(navigator) 등의 음성신호처리에 적용하면 좋은 결과를 얻을

수 있을 것으로 기대된다.

4. 결 론

본 논문에서는 스펙트럼 엔트로피 기반의 음성검출 방법을 개선한 신호의 에너지와 엔트로피 차를 기반으로 한 음성검출 파라미터를 제안하였다. 실험을 통해 제안된 음성검출 방법이 스펙트럼 엔트로피에 기반한 음성검출 방법보다 효과적임을 ROC 곡선을 통해 보였다. 제안된 엔트로피-차 기반의 음성검출 방법이 스펙트럼 엔트로피에 기반한 음성검출 방법보다 실험에 사용된 여러 잡음환경과 다른 크기의 SNR에서 좋은 음성검출 결과를 보였으며, 특히 자동차 잡음환경에서 안정적이며 뛰어난 검출 성능을 가지는 것을 알 수 있었다.

제안된 음성검출 방법은 음성통신을 위한 음성코딩이나 음성인식, 잡음제거 등의 전처리 과정에 적용할 수 있으며, 이를 통해 압축효과나 인식률 향상을 기대할 수 있다. 그러나 특정 유색잡음환경에서는 제안된 방법의 성능이 저하됨을 볼 수 있는데 이는 앞으로 개선시켜야 할 과제로, 음성검출을 위한 문턱값 설정과 비음성구간에서의 문턱값 갱신 방법을 개선하면 좀 더 나은 성능을 얻을 수 있을 것이다.

참고문헌

- [1] L. Rabiner, B. H. Juang, 'Fundamentals of speech recognition', Prentice Hall, 1993.
- [2] J. Ramírez, J. C. Segura, C. Benítez, A. de laTorre and A. Rubio, "An effective subband OSF-based VAD with noise reduction for robust speech recognition," IEEE Trans. on Speech and Audio Processing, Vol.13, No.6, pp.1119-1129, Nov. 2005.
- [3] Gemello, R. Mana, F. De Mori, R. "A modified Ephraim-Malah noise suppression rule for automatic speech

- recognition", Proc. ICASSP 2004, Vol. 1. pp. 957-960, 2004.
- [4] P. Renevey and A. Drygajlo, "Entropy based voice activity detection in very noisy conditions", Proc. of Eurospeech, pp.1887-1890, 2001.
- [5] B. F. Wu and K. C. Wang, "A Noise Estimator with Rapid Adaptation in Variable-Level Noisy Environments," Proc. of R.O.C. Computational Linguistics Conference, ROCLING XVI, 2-3, Sep. Taipei, Taiwan, pp.33~38, 2004.
- [6] J. M. Górriz, J. Ramírez, C. G. Puntonet and J. C. Segura, "An Efficient Bispectrum Phase Entropy-based Algorithm for VAD," Interspeech 2006-ICSLP, Pittsburgh, Pennsylvania, USA, 17-19, Sep. 2006.
- [7] R. R. Venkatesha Prasad, R. Muralishankar, Vijay S., H. N. Shankar, P. Pawelczak and I. G. M. M. Niemegeers, "Voice Activity Detection for VoIP-An Information Theoretic Approach," in Proc. 49th IEEE Global Telecommunications Conference (IEEE GLOBECOM 2006), San Francisco, CA, USA, 27 Nov. - 1 Dec. 2006.
- [8] Shannon, C. E., "A mathematical theory of communication," Bell System Technical Journal, vol.27, pp.379-423, 623-656, Oct. 1948
- [9] S. V. Gerven and F. Xie, "A comparative study of speech detection methods," Eurospeech, pp.1095-1098, 1997.
- [10] B. F. Wu and K. C. Wang, "Voice Activity Detection Based on Auto Correlation Function Using Wavelet Transform," Computational Linguistics and Chinese Language Processing, Vol.11, No.1, pp.87-100, March 2006.
- [11] S. S. Stevens and J. Volkman, "A Scale for the Measurement of the Psychological Magnitude Pitch," The Journal of the Acoustical Society of America, Vol.8, Issue 3, pp.185-190, Jan. 1937.

저 자 소 개



하동경 (河東庚)

1997년 한국해양대학교 컴퓨터공학과 졸업. 2000년 한국해양대학교 대학원 컴퓨터공학과 졸업 (공학석사). 2007년 한국해양대학교 대학원 컴퓨터공학과 박사과정수료. 현재 한양대학교 기술지주회사 수석연구원.



조석제 (趙奭濟)

1982년 경북대학교 전자공학과 졸업(학사). 1988년 동 대학원 전자공학과 졸업(석사). 1991년 동 대학원 전자공학과 졸업(박사). 1985년 금성 광통신 연구소 연구원. 1991년-현재 한국해양대학교 컴퓨터·제어·전자통신공학부 교수



진강규 (陳康奎)

1977년 한국해양대학 기관학과 졸업. 1985년 (미)Florida Institute of Technology 전기전자컴퓨터공학과(공학석사). 1996 (영)University of Wales, Cardiff 전기전 시스템공학과(공학박사). 1996~현재 한국해양대학교 컴퓨터·제어·전자통신공학부 교수.



신옥근 (辛沃根)

1981년 서강대학교 전자공학과 졸업, 1983년 부산대학교 전자공학과 (공학석사), 1989년 프랑스 Université de Franche-Comté 컴퓨터공학과 (공학박사), 1983년 - 1995년 ETRI 선임연구원, 1995년 - 현재, 한국해양대학교 컴퓨터·제어·전자통신공학부 교수.