

Group Delay를 이용한 GMM기반의 성별 인식 알고리즘

GMM-Based Gender Identification Employing Group Delay

이 계 환*, 장 준 혁*, 임 우 형**, 김 남 수**

(Kye-Hwan Lee*, Joon-Hyuk Chang*, Woohyung Lim**, Nam Soo Kim**)

*인하대학교 전자전기공학부 **서울대 전기컴퓨터공학부

(접수일자: 2007년 5월 22일; 수정일자: 2007년 7월 11일; 채택일자: 2007년 8월 10일)

본 논문은 Group Delay (GD)를 이용한 음성신호 기반의 효과적인 성별인식 시스템을 제안한다. 일반적인 음성 인식과 관련된 시스템에서 사용되는 특징들은 위상에 관한 정보를 제거한 크기만의 정보를 이용하여 구성한다. 본 연구에서는 위상에 관한 정보를 토대로 유도되어 지는 GD의 성별에 따른 특징을 알아보고, 보다 향상된 성별인식을 위해 MFCC (Mel-frequency cepstral coefficient), LPC (linear predictive coding) 계수, 반사계수 (reflection coefficient) 그리고 포먼트 (formant)등과 같은 크기 정보와 GD를 이용한 결합 특징 벡터를 적용하였다. 실험을 통해 성별에 따른 GD의 특징을 확인할 수 있었고, 이를 이용한 제안된 특징 벡터를 사용했을 때 우수한 인식 성능을 얻을 수 있었다.

핵심용어: 성별인식, group delay, MFCC, GMM

투고분야: 음성처리 분야 (2,5)

We propose an effective voice-based gender identification using group delay (GD). Generally, features for speech recognition are composed of magnitude information rather than phase information. In our approach, we address a difference between male and female for GD which is a derivative of the Fourier transform phase. Also, we propose a novel way to incorporate the features fusion scheme based on a combination of GD and magnitude information such as mel-frequency cepstral coefficients (MFCC), linear predictive coding (LPC) coefficients, reflection coefficients and formant. The experimental results indicate that GD is effective in discriminating gender and the performance is significantly improved when the proposed feature fusion technique is applied.

Key words: Gender identification, Group delay, MFCC, GMM

ASK subject classification: Speech processing (2,5)

I. 서론

음성신호를 기반으로 하는 성별인식은 인간과 컴퓨터 간의 상호작용 (HCI, human computer interaction)과 자동음성인식에서 성능을 좌우하는 중요한 요소이며, 많은 연구가 활발히 진행되어 왔다 [1-3]. 특히 기계학습 (machine learning) 기법에 관한 많은 연구가 진행되면서, HMM (hidden Markov model) 이나 GMM (Gaussian

mixture model)과 같은 방법을 이용한 성별인식 연구가 진행되어져 왔다 [4], [5]. 하지만 이러한 기계학습에 필수적으로 사용되어지는 특징 벡터들은 크기정보를 이용한 경우가 대부분이다.

일반적으로 음성신호를 기반으로 하는 인식 시스템에서는 위상 스펙트럼에 대한 정보를 흔히 고려하지 않는다. 이와같은 사실은 Schroeder [6]과 Oppenheim [7]의 위상과 관련된 실험의 결과 20-40 ms와 같은 짧은 시간에서의 STFT (short-time Fourier transform)를 사용한 위상 스펙트럼의 정보는 크기 스펙트럼 정보에 비해 음성신호에 대한 정보가 부족하다는 실험결과에서 기인

책임저자: 장 준 혁 (changjh@inha.ac.kr)
420-751 인천서 남구 용현동 253 인하대학교 전자전기공학부
(전화: 032-860-7423; 팩스: 032-868-3654)

한다. 또한 신호처리 관점에서의 위상 스펙트럼은 여러 가지 문제 때문에 신호의 해석이 어려운 면이 있다 [8]. 관련하여 일반적인 음성신호를 기반으로 하는 인식 시스템에서는 MFCC (mel-frequency cepstral coefficient) 나 PLP (perceptual linear prediction)와 같은 위상 정보를 제거한 크기 정보 기반의 분석법들을 사용한다 [9], [10].

하지만 최근에 위상 스펙트럼에 관한 Liu [11]와 Paliwal [12], [13], 그리고 Alsteris [14], [15]의 연구를 살펴보면 짧은 시간에서도 위상 스펙트럼이 크기 스펙트럼과 비슷한 명료성을 가짐을 보여준다. 또한 Ramamohan [16]은 위상 스펙트럼의 기울기의 변화가 감정의 정보를 나타낼 수 있으며, Yegnanarayana [17], [18]의 연구에서는 주파수축에서의 위상 스펙트럼에서 유도되어지는 GD (group delay)의 중요성과 이를 이용하여 포먼트 (formant) 및 피치 (pitch) 추정 등과 같은 신호처리 분야에서 효과적으로 사용되어짐을 알 수 있다.

본 논문에서는 위상 정보를 토대로 유도되어 지는 GD의 성별에 따른 특징을 알아보고 이를 이용한 효과적인 성별인식 시스템을 제안한다. 실제로 GD를 적용한 남녀의 음성신호에 따른 비교, 분석을 통해 차이점을 밝히고 이를 이용하여 GD가 효과적인 성별인식을 위한 특징이 될 수 있는지 실험을 한다. 다양한 실험 결과 음성신호의 GD가 성별을 구분 자율 수 있는 우수한 특징임을 보였다.

본 논문의 구성으로는, II장에서는 음성신호기반의 Group Delay에 대해서 기술하고, III장에서는 제안된 성별인식 알고리즘에 대해 기술한다. IV장에서는 실험 결과 비교 및 분석에서 기술하였으며, 마지막으로 V장에서는 결론을 맺는다.

II. 음성신호 기반의 Group Delay

일반적으로 GD는 푸리에 변환 (Fourier transform)을 통한 위상 $\theta(\omega)$ 으로부터 유도되어 진다 [19]. 먼저, 이산 시간에서의 입력 신호를 $x[n]$ 라고 하면 푸리에 변환 $X(\omega)$ 는 다음과 같이 정의 된다.

$$X(\omega) = \sum_n x[n]e^{-j\omega n}, \quad (1)$$

$$X(\omega) = |X(\omega)|e^{j\theta(\omega)}. \quad (2)$$

여기서, 크기와 위상을 분리하기 위해 로그를 사용하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \log X(\omega) &= \log |X(\omega)| + j\theta(\omega) \\ &= X_R(\omega) + jX_I(\omega). \end{aligned} \quad (3)$$

여기서, GD를 구하기 위해 필요한 위상의 값은 입력신호에 대한 푸리에 변환에 로그를 취한 값들 중 허수 값으로 나타내어진다. 따라서 GD를 구하기 위해 식 (3) 으로부터 나타내지는 허수의 값과 로그를 취한 푸리에 변환 값을 이용해 나타내면 다음과 같다 [20].

$$\begin{aligned} \tau(\omega) &= -\frac{d(\theta(\omega))}{d\omega} = -\text{Im}\left(\frac{d(\log X(\omega))}{d\omega}\right) \\ &= -\text{Im}\left(\frac{-j\sum_n nx[n]e^{-j\omega n}}{X(\omega)}\right) \\ &= \text{Re}\left(\frac{Y(\omega)}{X(\omega)}\right). \end{aligned} \quad (4)$$

여기서, $Y(\omega)$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$Y(\omega) = \sum_n nx[n]e^{-j\omega n} = Y_R(\omega) + jY_I(\omega). \quad (5)$$

최종적으로 GD는 다음과 같이 유도 된다 [21].

$$\begin{aligned} \tau(\omega) &= \text{Re}\left|\frac{[Y_R(\omega) + jY_I(\omega)][X_R(\omega) - jX_I(\omega)]}{X_R^2(\omega) + X_I^2(\omega)}\right| \\ &= \frac{X_R(\omega)Y_R(\omega) + X_I(\omega)Y_I(\omega)}{X_R^2(\omega) + X_I^2(\omega)}. \end{aligned} \quad (6)$$

III. 제안된 성별인식 알고리즘

3.1. GD를 특징 벡터로 사용하는 성별인식

우수한 성능의 성별인식을 위해서는 음성신호로부터 효과적인 특징 벡터의 추출이 필수적이다. 본 논문에서는 성별에 따른 위상 정보의 특징 분석과 효과적인 성별인식을 위하여 GD를 사용해 성별인식을 하였다. 실험에 사용된 모든 음성신호는 8 kHz로 샘플링 되었고 15 ms의 Hamming 윈도우를 10 ms씩 이동하면서 적용하였으며, 128 포인트의 푸리에 변환을 사용하였다. 음성신호를 얻기 위해 음성 검출기 (VAD, voice activity detection)를

사용해 음성 구간간의 정보를 이용하여 특징 벡터를 구성하였다 [22].

GD의 경우 다음과 같이 주파수 대역을 64개의 푸리에 변환 계수 중 DC성분과 접합주파수성분을 제외한 후 각각의 특성에 따른 채널 상관성을 고려하여 16개의 채널로 묶어서 처리하는 방법을 통해서 성별인식에 적합한 특징 벡터로 변환한다.

$$G(k) = \frac{\gamma \left(\frac{2\pi k}{N/2}\right)^2}{N/2}, \quad k = 1, \dots, N/2. \tag{7}$$

$$E_{ch}(i) = \frac{\sum_{k=f_L(i)}^{f_H(i)} G(k)}{f_H(i) - f_L(i) + 1}, \quad i = 1, \dots, 16.$$

여기서, N 은 푸리에 변환 크기인 128, $G(k)$ 는 푸리에 변환 계수별 에너지, $E_{ch}(i)$ 16개로 나뉜 채널별 에너지를 나타낸다. 그리고 i 번째 특징 벡터를 위한 최소주파수 채널(f_L)과 최대주파수 채널 (f_H)은 다음과 같이 주어진다.

$$f_L(i) = \{2, 4, 6, 8, 10, 12, 14, 17, 20, 23, 27, 31, 36, 42, 49, 56\}, \tag{8}$$

$$f_H(i) = \{3, 5, 7, 9, 11, 13, 16, 19, 22, 26, 30, 35, 41, 48, 55, 63\}.$$

3.2. Gaussian Mixture Model의 이해

인식에 이용되는 GMM은 EM (expectation maximization) 알고리즘을 이용하여 학습 한다 [23]. N 개의 D 차원 특징 벡터를 $X = \{x_1, \dots, x_i, \dots, x_N\}$, $x_i \in R^D$ 라고 하면, M 개의 혼합성분 (mixture component)으로 이루어지는 가우스 확률밀도함수의 우도 (likelihood)는 다음과 같이 주어진다.

$$b_i(x_i) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{D}{2}} |\Sigma_i|^{\frac{1}{2}}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(x_i - \mu_i)^T (\Sigma_i)^{-1} (x_i - \mu_i)\right\}. \tag{9}$$

$$p(x_i|\lambda) = \sum_{i=1}^M p_i b_i(x_i), \tag{10}$$

(10) 여기서, GMM을 위한 파라미터 λ 는 아래와 같이 구성된다.

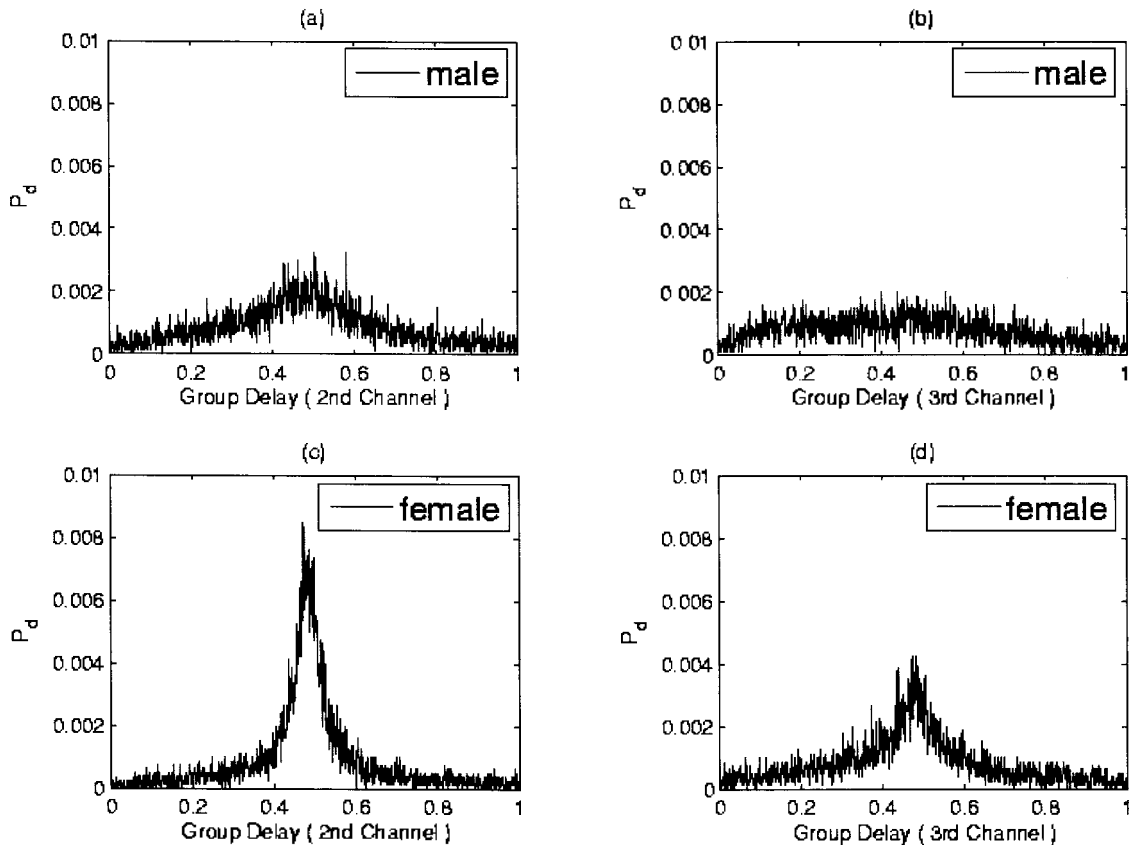


그림 1. Group delay의 주파수 채널에 따른 분포. (a) 남자음성에 대한 두 번째 채널의 분포. (b) 남자음성에 대한 세 번째 채널의 분포. (c) 여자음성에 대한 두 번째 채널의 특징 분포. (d) 여자음성에 대한 세 번째 채널의 특징 분포.

Fig. 1. Distributions of group delay according to selected channels. (a) distribution of male speech at 2nd channel. (b) distribution of male speech at 3rd channel. (c) distribution of female speech at 2nd channel. (d) distribution of female speech at 3rd channel.

$$\lambda = \left\{ p_i, \vec{\mu}_i, \Sigma_i \right\} \quad i = 1, \dots, M \quad (11)$$

여기서, p_i 는 성분 밀도의 가중치 (mixture weight), μ_i 는 평균 벡터 (mean vector), Σ_i 는 공분산 행렬 (covariance matrix)을 나타낸다.

본 논문에서는 λ 추정하기 위해, $P(X|\lambda') \geq P(X|\lambda)$ 가 되는 새로운 모델 λ' 을 정해진 문턱값에 도달할 때까지 EM 알고리즘을 사용하여 사후 확률을 구한다. 구해진 사후확률 중 가장 큰 우도를 가진 성별에 따른 인식 모델을 구한 뒤 입력 값을 남, 녀 인식모델에 대입하여 나온 우도 값을 비교하여 성별을 결정한다.

$$\hat{G} = \underset{1 \leq g \leq S}{\operatorname{argmax}} \sum_{t=1}^N \log p(\vec{x}_t | \lambda_g), \quad (12)$$

$S = 2, (1: \text{male}, 2: \text{female}).$

IV. 실험 결과 비교 및 분석

본 논문에서 제안한 GD를 이용한 성별인식을 위해서 구해진 GD의 채널별 에너지를 이용한 특징 벡터를 사용하였다. 추출되어진 특징 벡터의 경우 각각의 채널에서 비슷한 모양의 통계적 분포 차이를 나타내고 있었다. 그러나 저주파 대역으로 갈수록 성별에 따른 평균의 경우에는 비슷한 수치를 나타냈지만, 분산의 경우 뚜렷한 분포의 차이를 보였다. 이러한 실험결과는 성별에 따른 남, 녀가 다른 성도 (vocal tract)의 특성을 가지기 때문에 이에 영향을 상대적으로 많이 받는 일반적인 사람의 목소리 대역인 중음 대역 (160~1280Hz)에서 성별에 따라 GD가 현저히 다른 특성을 보인 것이라 예측된다 [24]. 이러한 결과를 바탕으로 분산과 평균을 기반으로 멀티 모달 특성을 가지는 입력 데이터를 효과적으로 분류할 수 있는 GMM을 패턴분류기로 선택하였다. 이에 따라 GMM에 적합한 특징을 추출하기 위해 채널별 GD의 에너지를 이용한 특징 벡터 중에서 향상된 성별인식 성능을 위해 알맞

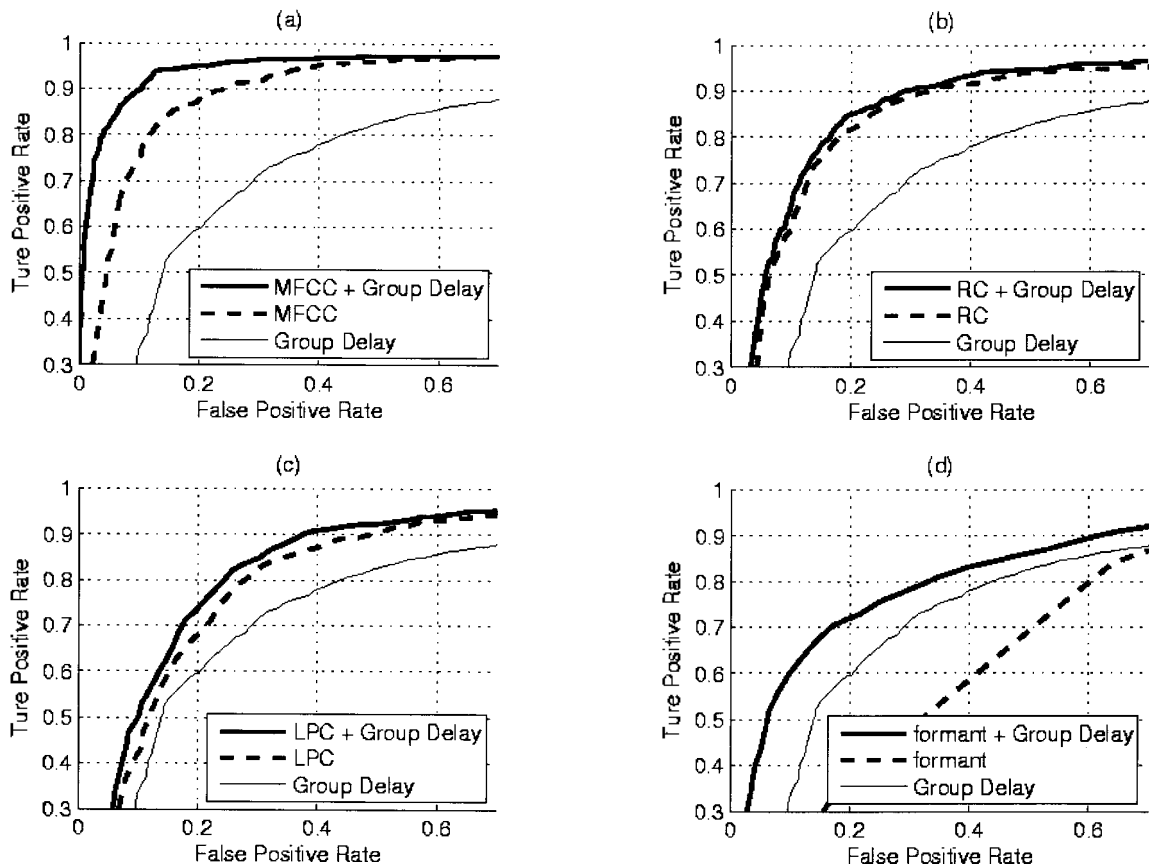


그림 2. ROC에 기반한 성별인식 성능 비교 (a) MFCC와 결합 특징 벡터의 성별인식 성능 비교 (b) 반사계수와 결합 특징 벡터의 성별인식 성능 비교 (c) LPC와 결합 특징 벡터의 성별인식 성능 비교 (d) 포만트와 결합 특징 벡터의 성별인식 성능 비교

Fig. 2. Gender identification performance based on ROC. (a) Comparison gender identification performance of MFCC and that of fusion feature. (b) Comparison gender identification performance of reflection coefficients and that of fusion feature. (c) Comparison gender identification performance of LPC and that of fusion feature. (d) Comparison gender identification performance of formant and that of fusion feature.

표 1. OGI 데이터베이스 구성
Table 1. OGI database.

구성	
시간	고정단어 (3~10s), 일정주제 (10~12s), 자유발언 (60s)
언어	English, Farsi, French, German, Japanese, Korean, Mandarin, Spanish, Tamil, Vietnamese
성별	남자 (70~170명), 여자(20~60명)

은 채널을 선택하였다. 선택되어진 채널의 경우 저주파 대역의 채널을 포함하고 있는 2, 3 번째 채널을 선택하였고 375 Hz에서 875 Hz 사이의 주파수 대역의 성분을 포함한다. 그림 1은 GMM의 훈련을 위해 선택한 남, 녀 각각 100개의 파일에 따른 선별된 채널들에 대한 확률 분포를 보여주는데 남, 녀 사이에 확연히 다른 분포도를 보여준다.

실험에서 사용되어진 남, 녀 음성은 OGI 데이터베이스 중에서 영어로 구성된 데이터만 사용하였다 [25]. OGI 데이터베이스는 표 1과 같이 고정단어, 일정주제, 그리고 자유발언에 대해 9가지 언어의 전화 음성 내용으로 구성되어 있으며, 각 언어별로 100~200명의 사람들로 구성되어 있다. 사람들의 구성은 언어별로 성인 남자 70~170명, 성인 여자 20~60명으로 구성되어 있다. 성별인식을 위한 GMM의 훈련을 위해 남, 녀 각각 한명당 10개의 파일을 선택하였으며, 총 20명에 해당하는 200개의 파일을 사용하였다. 테스트의 경우 남, 녀 각각 한명당 30개의 파일을 선택하였으며, 약 34명에 해당하는 2000개의 파일을 사용하여 실험을 하였다.

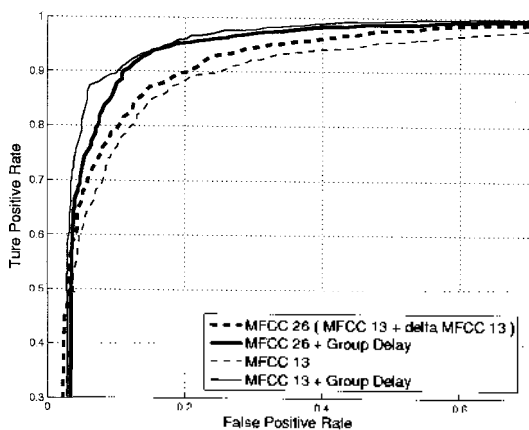


그림 3. ROC에 기반한 MFCC 13차와 MFCC 26차 (MFCC 13차 + delta MFCC 13차) 그리고 그들의 결합 특징 벡터의 성별 인식 성능 비교

Fig. 3. Comparison gender identification performance of 13-order MFCC, 26-order MFCC (13-order MFCC + 13-order delta MFCC) and those of fusion feature based on ROC.

표 2. 특징 벡터에 따른 EER
Table 2. Equal error rate based on feature vectors.

특징 벡터	EER	특징 벡터	EER
MFCC	15.2 %	LPC	24.5 %
MFCC + GD	10.1 %	LPC + GD	22.5 %
RC	18.9 %	Formant	40.6 %
RC + GD	17.6 %	Formant + GD	24.6 %
GD	29.3 %		

그림 2는 각각 선택된 GD 특징 벡터와 13차 MFCC, 10차 반사계수 (RC, reflection coefficient), 10차 LPC (linear predictive coding) 계수 그리고 포만트를 이용한 결합 특징벡터를 16개의 혼합성분을 사용한 GMM을 사용하여 얻은 성별인식 성능에 대한 ROC 커브를 보여준다. 그리고 표 2의 경우 실험에서 사용되어진 모든 특징 벡터에 대한 EER (equal error rate)을 나타내고 있다. 또한 그림 3은 13차MFCC와 26차 MFCC (13차 MFCC + 13차 delta MFCC) 그리고 그들의 결합 특징 벡터 사이의 성별인식 결과를 ROC 기반으로 보여주고 있다.

ROC와 EER에 기반한 실험결과 선택한 GD를 사용한 성별인식의 경우 일정이상의 성능 향상을 보인 것을 알 수 있었다. 특히 MFCC와 포만트의 경우 GD와의 결합 특징 벡터를 사용한 결과 기존의 MFCC와 포만트를 독립적으로 특징 벡터로 사용한 성별인식 성능 보다 우수한 성능을 보였다. 또한 MFCC와 delta MFCC를 결합하여 구성한 특징 벡터와 GD를 이용한 결합 특징 벡터를 사용한 실험결과 역시 결합 특징 벡터를 사용한 경우 성능 향상을 보였다. 그리고 delta-delta MFCC를 추가하여 39차 MFCC 특징 벡터와 GD를 이용한 결합 특징 벡터를 사용한 실험결과 GD를 사용함으로써 인식 성능 향상을 보였지만, MFCC와 delta MFCC를 이용한 결합 특징 벡터 비해 더 나은 성능을 보이지는 않았다. 이러한 실험 결과는 GD만을 사용한 성별인식의 성능이 상대적으로 떨어지는 점을 고려하면 GD를 이용하여 추출한 특징 벡터가 MFCC를 이용한 인식 성능을 효과적으로 보완함을 확인할 수 있다.

V. 결론

본 논문에서는 남, 녀에 대한 GD의 특성을 이용한 성별인식 기법을 제안하였고, 성별인식 성능의 향상을 위해 MFCC를 비롯한 크기 값만을 가지고 구성되어지는 특징 벡터들과 GD를 이용한 결합 특징 벡터를 제시하였다. 기

존의 음성 인식이나 다른 신호처리에서 주목받지 못하였던 위상에 관한 정보가 반영된 GD를 이용하여 성별인식을 수행한 결과 일정 이상의 성별인식의 성능을 보였고, 새로이 제안된 결합 특징 벡터를 사용하여 기존의 성능보다 향상된 성별인식의 성능을 보임으로써 GD를 이용한 결합 특징 벡터가 성별을 구분 지을 수 있는 우수한 특징임을 보였다. 그리고, 앞으로 더 많은 위상 신호에 대한 분석과 연구가 필요하며, 성별인식 뿐만 아니라 다양한 음성관련 분야에서의 인식에 위상정보를 추가하는 연구가 진행되어야 할 것이다.

감사의 글

본 연구는 정보통신부 및 정보통신연구진흥원의 IT 신성장동력핵심기술개발사업의 일환으로 수행하였음. [2005-S096-02, 신체장애인을 위한 착용형 단말 인터페이스 기술]

참고 문헌

1. H. Harb and L. Chen, "Voice-based gender identification in multimedia applications," *Intelligent Information System*, 24 179-198, May 2005.
2. S. Slonka, and S. Sridharan, "Automatic gender identification optimised for language independence," *IEEE TENCON - Speech and Image Technologies for Computing and Telecommunications*, 1 145-148, Dec. 1997.
3. 이계환, 강삼익, 김덕환, 장준혁, "음성신호 기반의 성별인식을 위한 Support vector machines의 적용," *한국음향학회지*, 26 (2) 75-79, 2007.
4. E. S. Parris and M. J. Carey, "Language independent gender identification," *International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 2 685-688, May 1996.
5. H. Harb and L. Chen, "Gender identification using a general audio classifier," *IEEE International Conference*, 2 733-736, July 2003.
6. M. R. Schroeder, "Models of hearing," *IEEE*, 63 (9) 1332-1350, Sep. 1975.
7. A. V. Oppenheim and J. S. Lim, "The importance of phase in signals," *IEEE*, 69 529-541, May 1981.
8. B. Yegnanarayana and H. A. Murthy, "Significance of group delay functions in spectrum estimation," *IEEE Transactions on Signal Processing*, 40 (9) 2281-2289, Sep. 1992.
9. S. B. Davis and P. Mermelstein, "Comparison of parametric representations for monosyllabic word recognition in continuously spoken sentences," *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 28 (4) 357-366, Aug. 1980.
10. H. Hermansky, "Perceptual linear predictive (PLP) analysis of

- speech," *Journal of Acoustic Society of America*, 87 (4) 1738-1752, Apr. 1990.
11. L. Liu, J. He and G. Palm, "Effects of phase on the perception of intervocalic stop consonants," *Speech Communication*, 22 (4) 403-417, Sep. 1997.
12. K. K. Paliwal and L. Alsteris, "Usefulness of phase spectrum in human speech perception," *EUROSPEECH*, 2117-2120, Sep. 2003.
13. K. K. Paliwal and L. D. Alsteris, "On the usefulness of STFT phase spectrum in human listening tests," *Speech Communication*, 17 (3) 578-616, May 2007.
14. L. D. Alsteris and K. K. Paliwal, "Importance of window shape for phase-only reconstruction of speech," *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1 1-573-576, May 2004.
15. L. D. Alsteris and K. K. Paliwal, "Further intelligibility results from human listening tests using the short-time phase spectrum," *Speech Communication*, 48 (6) 727-736, Jun. 2006.
16. S. Ramamohan and S. Dandapat, "Sinusoidal model-based analysis and classification of stressed speech," *IEEE Transactions on Audio and Language Processing*, 14 (3) 737-746, May 2006.
17. H. A. Murthy, K. V. Madhu Murthy and B. Yegnanarayana, "Formant extraction from phase using weighted group delay function," *IEE Electronics Letters*, 25 (23) 1609-1611, Nov. 1989.
18. R. Smits and B. Yegnanarayana, "Determination of instants of significant excitation in speech using group delay function," *IEEE Transactions on Speech and Audio Processing*, 3 (5) 325-333, Sep. 1995.
19. B. Yegnanarayana, D. K. Saikia and T. R. Krishnan, "Significance of group delay function in signal reconstruction from spectral magnitude or phase," *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 32 (3) 610-623, Jun. 1984.
20. A. V. Oppenheim and R. W. Schaffer, *Digital Signal Processing*, (Englewood Cliffs, Prentice-Hall, 1975)
21. B. Yegnanarayana, "Non-spectral features for speech processing," Tutorial presentation at *INTERSPEECH*, Sep. 2006.
22. N. S. Kim and J. -H. Chang, "Spectral enhancement based on global soft decision," *IEEE Signal Processing Letters*, 7 (5) 108-110, May 2000.
23. G. Xuan, W. Zhang and P. Chai, "EM algorithm of gaussian mixture model and hidden Markov model," *International Conference on Image Processing*, 1 145-148, Oct. 2001.
24. H. A. Murthy and B. Yegnanarayana, "Formant extraction from group delay function," *Speech Communication*, 10 (3) 209-221, Aug. 1991.
25. Y. K. Muthusamy, R. A. Cole and B. T. Oshika, "The OGI multi-language telephone speech corpus," *International Conference on Spoken Language Processing*, 2 895-898, Oct. 1992.

저자 약력

• 이 계 환 (Kye-Hwan Lee)



2007년 2월: 인하대학교 전자공학과 학사
2007년 3월~현재: 인하대학교 전자공학과 석사

• 장 준 혁 (Joon-Hyuk Chang)



1998년 2월: 경북대학교 전자공학과 학사
2000년 2월: 서울대학교 전기공학부 석사
2004년 2월: 서울대학교 전기컴퓨터 공학부 박사
2000년 3월~2005년 4월: (S)넷더스 연구소장
2004년 6월~2005년 4월: 캘리포니아 주립대학,
산타바바라 (UCSB) 박사후연구원
2005년 5월~2005년 8월: 한국과학기술연구원
(KIST) 연구원

2005년 9월~현재: 인하대학교 전자전기공학부 조교수

• 임 우 형 (Woohyung Lim)



2000년 2월: 서울대학교 전기컴퓨터 공학부 학사
2002년 2월: 서울대학교 전기컴퓨터 공학부 석사
2007년 8월: 서울대학교 전기컴퓨터 공학부 박사

• 김 남 수 (Nam Soo Kim)



1988년: 서울대학교 전자공학과 학사
1990년: 한국과학기술원(KAIST) 전기 및 전자공학과
석사
1994년: 한국과학기술원(KAIST) 전기 및 전자공학과
박사
1994년~1998년: 삼성종합기술원 전문연구원
1998년~현재: 서울대학교 전기컴퓨터공학부 교수