
남녀 성별인식을 위한 음성 특징벡터의 비교

정병구* · 최재승**

Comparison of Characteristic Vector of Speech for Gender Recognition of Male and Female

Byeong-Goo Jeong* · Jae-Seung Choi**

요 약

본 논문에서는 남성화자 혹은 여성화자인지를 구분하는 성별인식 알고리즘을 제안한다. 본 논문에서는 남성화자와 여성화자의 특징벡터를 분석하며, 이러한 남녀의 특징벡터를 이용하여 신경회로망에 의한 제안한 성별인식에 대한 인식실험을 수행한다. 신경회로망의 입력신호로 사용한 특징벡터로는 10차의 LPC 켈프스트럼 계수, 12차의 LPC 켈프스트럼 계수, 12차의 FFT 켈프스트럼 및 1차의 RMS, 12차의 LPC 켈프스트럼 및 8차의 FFT 스펙트럼들이다. 본 실험에서는 특히 12차의 LPC 켈프스트럼 및 8차의 저역 FFT 스펙트럼의 특징벡터를 사용하여 20-20-2의 네트워크에 의하여 신경회로망이 학습되었다. 실험결과, 남성화자에 대하여 학습 시에는 평균 99.8%, 여성화자에 대해서는 평균 96.5%의 성별인식률이 구해졌다.

ABSTRACT

This paper proposes a gender recognition algorithm which classifies a male or female speaker. In this paper, characteristic vectors for the male and female speaker are analyzed, and recognition experiments for the proposed gender recognition by a neural network are performed using these characteristic vectors for the male and female. Input characteristic vectors of the proposed neural network are 10 LPC (Linear Predictive Coding) cepstrum coefficients, 12 LPC cepstrum coefficients, 12 FFT (Fast Fourier Transform) cepstrum coefficients and 1 RMS (Root Mean Square), and 12 LPC cepstrum coefficients and 8 FFT spectrum. The proposed neural network trained by 20-20-2 network are especially used in this experiment, using 12 LPC cepstrum coefficients and 8 FFT spectrum. From the experiment results, the average recognition rates obtained by the gender recognition algorithm is 99.8% for the male speaker and 96.5% for the female speaker.

키워드

성별인식, 신경회로망, LPC 계수, FFT 계수

Key word

Gender recognition, neural network, LPC coefficients, FFT coefficients

* 정희원 : 목포대학교 대학원 전기공학과

접수일자 : 2012. 03. 13

** 정희원 : 신라대학교 전자공학과 교수 (교신저자, jschoi@silla.ac.kr)

심사완료일자 : 2012. 04. 11

Open Access <http://dx.doi.org/10.6109/jkiice.2012.16.7.1370>

©This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

I. 서 론

근년 정보통신 및 컴퓨터기술이 급속하게 발전하게 되면서 특히 음성에 의한 단말기 시스템의 성능이 고조되어, 이러한 음성 기술의 실현을 위한 음성인식기술의 연구개발 및 노력이 활발하게 수행되고 있다[1]. 최근에 이러한 음성인식 기술 중에서 특히 남성화자 및 여성화자를 모델로 한 성별 화자인식에 대한 연구개발도 보고되고 있다[2].

이러한 성별 화자인식 기술은 남녀 화자를 대상으로 하여 성별 인식실험을 하게 되는데, 일반적으로 은닉마르코프 모델(Hidden Markov Model, HMM), 신경회로망(Neural Network) 등의 연구가 보고되고 있다[3, 4]. 이 중에서 신경회로망은 1960년대부터 패턴인식에 응용하려는 연구가 활발히 진행되어 왔으며, 또한 오차역전과 학습 알고리즘의 등장으로 인하여 여러 분야에서 응용하게 되었다[5]. 이 오차역전과 학습알고리즘은 계산기 상에서 실현하기 쉽게 구현한 것이며, 다방면의 연구자가 각각의 응용모델을 구성하여 신경회로망의 응용이 활발해지게 되었다. 음성의 분야에서도 음성인식, 화자인식 등의 여러 분야에서 3층의 신경회로망과 오차역전과 학습 알고리즘을 사용하여 음성분류가 가능하게 되었다.

따라서 본 논문에서는 이러한 신경회로망의 오차역전과 학습 알고리즘에 기초한 남녀성별인식 알고리즘을 제안한다. 본 논문에서는 특히 남성 및 여성화자의 특징벡터를 비교분석하여, 이러한 음향학적인 특징벡터의 차이점을 가지고 신경회로망에 의한 남녀성별인식에 대한 실험을 수행한다. 제안하는 알고리즘에서는 남녀의 특징벡터를 추출하여 각 화자에 대한 성별을 신경회로망의 패턴인식에 의하여 구별하도록 한다. 이러한 패턴인식 방법을 이용하여, 본 논문에서는 기초적인 화자중속 음성인식에 의하여 각 화자의 성별을 구별하는 실험을 하여, 일반적인 종래의 방법들과 비교하는 실험을 수행한다. 따라서 본 논문에서는 이러한 연구배경에 기초하여 음성의 특징벡터로 선형예측에 의한 캡스트럼 계수 및 푸리에 변환에 의한 캡스트럼 계수 등의 특징벡터를 사용한다.

II. 음성의 특징벡터 추출

2.1. 음성신호의 선형예측분석

선형예측부호화(Linear Predictive Coding, LPC) 분석법은 음성분석 및 합성 등의 여러 분야에서 사용되는 기법이며, 음성스펙트럼이 가진 특성을 상대적으로 적은 수의 파라미터만으로 정확하게 표현할 수 있다.

이산적인 시간 n 에서의 음성 샘플을 x_n 이라고 하자. 이때, 시간 n 에서의 음성 샘플의 예측값 \hat{x}_n 이라고 하면, 식 (1)처럼 표현될 수 있다[6].

$$\hat{x}_n = \sum_{k=1}^p a_k x_{n-k} = a_1 x_{n-1} + \dots + a_p x_{n-p} \quad (1)$$

따라서 음성신호의 현재 값은 식 (1)로부터 이전 p 개의 과거의 값 x_{n-1}, \dots, x_{n-p} 로부터 예측된다. 따라서 실제 입력된 값과 예측된 값 간의 차이를 나타내는 선형예측오차를 e_n 이라고 하면 식 (2)가 성립한다[7].

$$e_n = x_n - \hat{x}_n = x_n - \sum_{k=1}^p a_k x_{n-k} \quad (2)$$

여기에서 $a_k(k=1, \dots, p)$ 를 선형예측계수(LPC 계수)라 한다. 따라서 e_n 의 2승 평균값이 최소가 되도록 LPC 계수를 구한다. 본 논문에서는 저역 주파수영역에서의 유성음이 가지고 있는 특유의 주파수 스펙트럼 구조를 채용한 LPC 캡스트럼 계수[6]의 특징벡터를 사용한다. LPC 캡스트럼 계수는 스펙트럼 포락의 모양을 나타내는 정보로서, 음성신호를 표현하기 위한 중요한 수단으로 사용된다.

2.2. 음성신호의 FFT 캡스트럼 특징벡터

고속 푸리에 변환(Fast Fourier Transform, FFT)에 의한 FFT 캡스트럼 방법은 스펙트럼의 포락성분만을 추출하여 평균화된 스펙트럼 성분을 구하는 방법이다. FFT 캡스트럼이 가진 큰 특징은 낮은 케프런시 대역으로부터 로그가 취해진 스펙트럼 포락 정보와 높은 케프런시 대역에서 나타나는 스펙트럼의 주기성을 표현하는 세부 구조 정보를 분리해 낼 수 있다. 따라서 본 논문에서는 제안하는 캡스트럼 방법은 시간영역에서 잡음이 중첩

된 음성신호를 FFT에 의해서 구해지는 FFT에 의한 캡스트럼[7]에 대해서 기술한다. 이 FFT 캡스트럼 방법은 음성신호를 FFT, 대수연산 조작, 역푸리에 변환, 캡스트럼 창 등의 처리를 하여, 스펙트럼의 포락 정보에 해당하는 지역의 FFT 캡스트럼 계수를 구한다.

2.3. 제안하는 음성 특징벡터 추출 방법

본 논문에서는 신경회로망의 입력으로 사용하기 위하여 LPC 캡스트럼 계수, FFT 캡스트럼 및 실효값(Root Mean Square, RMS), LPC 캡스트럼 및 FFT 스펙트럼 등의 음성특징벡터를 사용한다. 그림 1은 신경회로망의 학습에 사용한 남성 및 여성화자에 대한 12차의 LPC 캡스트럼 계수의 변화 모양을 나타내고 있다. 그림 1의 남성화자(첫 번째 및 두 번째 그림)에 대해서는 LPC 캡스트럼의 모양이 비교적 완만하게 변화하고 있는 반면에 그림 1의 여성화자(세 번째 및 네 번째 그림)에 대해서는 굴곡이 많은 변화의 형태를 하고 있는 것을 알 수 있다. 따라서 이러한 남성 및 여성화자 간의 차이점 때문에 III장에서 기술하는 신경회로망에 의하여 충분히 식별 가능하다는 것을 알 수 있다. 그림 2는 남성 및 여성화자에 대하여 12차의 LPC 캡스트럼 계수와 8차의 FFT 스펙트럼에 대한 계수의 변화모양을 나타내고 있다. 그림에서 가로축의 1차부터 12차의 계수가 LPC 캡스트럼 계수(전반부)를 나타내며 13차부터 20차까지가 FFT 스펙트럼(후반부)을 나타낸다. 그림 1의 남성 및 여성화자의 모양과 비슷하게 변화하는 것을 알 수 있으며, 그림 2의 후반부 FFT 스펙트럼에 대해서도 남성화자(첫 번째 및 두 번째 그림) 및 여성화자(세 번째 및 네 번째 그림)에 대한 분명한 차이점을 확인할 수 있다.

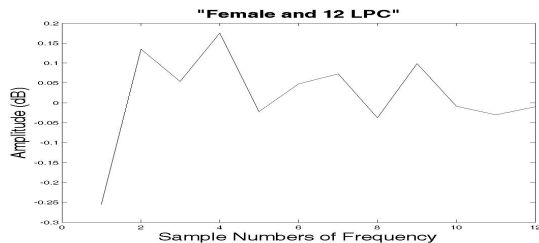
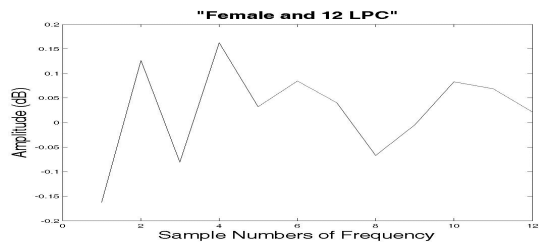
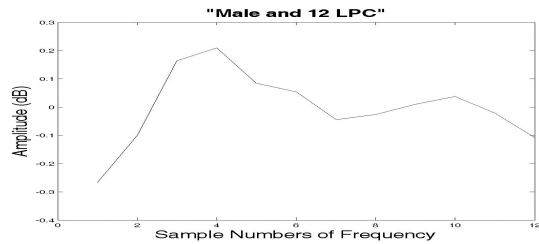
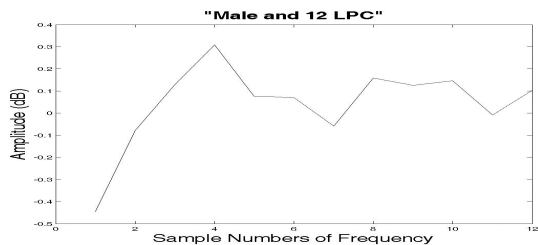
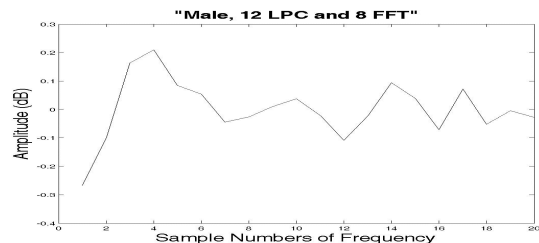
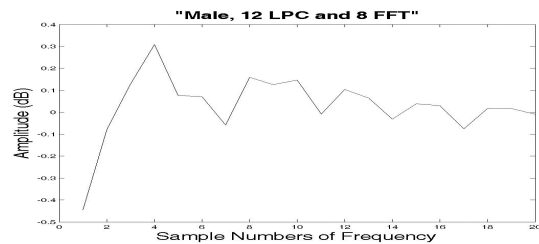


그림 1. LPC 캡스트럼 계수의 변화
Fig. 1 The variations for LPC cepstrum coefficients.



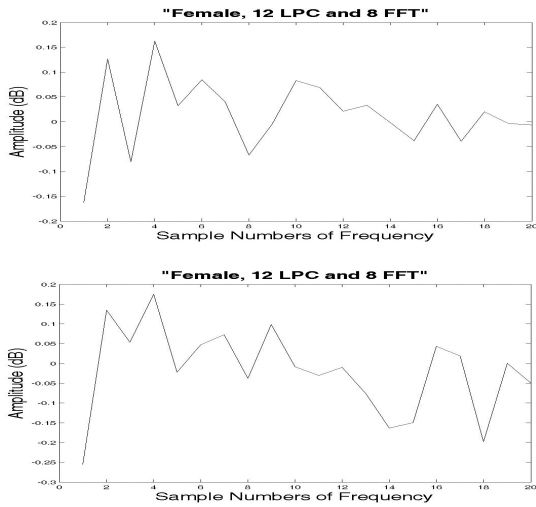


그림 2. LPC 켈스트럼 계수 및 FFT 스펙트럼의 변화
 Fig. 2 The variations for LPC cepstrum coefficients and FFT spectrum.

III. 제안한 성별 화자인식 알고리즘

본 논문에서는 남성 및 여성화자를 인식하기 위하여 신경회로망의 입력으로는 4 종류의 입력 유닛(10, 12, 13, 20 유닛)을 입력함으로써 각 출력신호는 학습신호와 일치하도록 네트워크를 학습시킨다. 새롭게 신경회로망에 입력된 음성이 남성화자인지 여성화자인지를 판별하기 위하여 출력층의 유닛을 2개로 설정하였으며, 남성화자인 경우에는 (1.0, -1.0)을, 여성화자인 경우에는 (-1.0, 1.0)을 목표 값으로 설정한다. 신경회로망의 학습 계수는 $\alpha=0.1$, 가속도 계수는 $\beta=0.03$ 로 하였으며, 최대 학습횟수는 10,000회로 하였다. 따라서 제안한 신경회로망 시스템에서는, 위에서 기술한 음성 특징벡터에 따라서 1) 10-20-2, 2) 12-20-2, 3) 12-20-2, 4) 20-20-2의 총 4개의 네트워크로 구성하여 신경회로망을 학습시킨다.

그림 3은 본 논문에서 제안한 성별인식 알고리즘의 블록도이다. 먼저 음성신호의 한 프레임(32 ms)로 분리한 후에 해밍창을 통과시킨다. 그리고 1) 10차의 저역의 LPC 켈스트럼 계수(10 입력 유닛), 2) 12차의 저역의 LPC 켈스트럼 계수(12 입력 유닛), 3) 12차의 FFT 켈스트럼 및 1차의 RMS(13 입력 유닛), 4) 12차의

LPC 켈스트럼 및 8차의 저역 FFT 스펙트럼(20 입력 유닛)을 신경회로망에 입력하여 남성 및 여성화자로 인식되도록 3층 구조의 신경회로망에 의해서 학습된다. 새로운 화자가 입력되었을 때 신경회로망에 의해서 출력된 가중치를 사용하여 남성 및 여성화자로 최종적으로 인식된다.

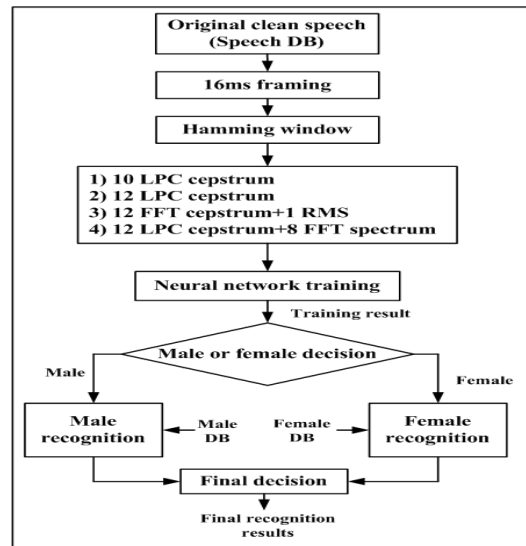


그림 3. 제안한 성별인식 알고리즘
 Fig. 3 Proposed gender recognition algorithm.

IV. 성별인식의 실험결과 및 고찰

본 실험에서 사용한 음성신호는 8 kHz의 샘플링 주파수를 가진 환경에서 녹음된 영어숫자로 구성된 Aurora2 데이터베이스(Database, DB)[8]를 사용하였다. Aurora2 DB의 모든 음성데이터는 남성화자 55명 및 여성화자 55명에 의해서 발생된 음성을 녹음한 총 8440개의 숫자로 된 테스트 셋 A, B, C의 음성데이터로 구성되어 있다. 제안한 시스템은 Aurora2 DB 중에서 테스트 셋 A의 잡음이 중첩되지 않은 음성데이터에서 남성 및 여성화자를 임의로 선택하여 화자인식 실험을 수행하며, 화자인식률에 의하여 인식 성능을 평가한다. 본 논문에서의 화자인식률의 평가는 입력음성의 전체 프레임에 대하여 각 프레임에서 신경회로망의 출력값이 정확하게 인식되는 프레임 비율로 정의한다. 사용한 학습 및 테스트 데이터

는 4명의 화자(speaker A, B, C, D)에 의한 총 50개의 문장을 사용하였으며 학습으로 20개를, 테스트로 30개를 사용하였다. 음성 데이터는 약 20 프레임에서 70 프레임까지의 데이터를 사용한다.

이상과 같은 실험조건 하에서 10차(10-20-2 네트워크) 및 12차의 LPC 캡스트럼 계수(12-20-2 네트워크)를 신경회로망에 입력하였을 경우에 학습에 사용한 남성 및 여성 화자에 대한 성별인식률을 표 1과 표 2에 나타내며, 괄호 안의 숫자는 에러율(Error Rates, ER)을 나타낸다. 표에서 남성 화자에 대한 성별 화자인식률이 여성 화자의 인식률보다 비교적 양호하게 나타난 것을 알 수 있다.

표 1. 10차의 LPC 캡스트럼에 대한 성별 인식률
Table. 1 Gender recognition rates for 10 LPC cepstrum coefficients.

Speaker	Recognition rates[%]			
	Male / (ER)		Female / (ER)	
A	100.0%	(0.0%)	90.0%	(10.0%)
B	96.8%	(3.2%)	100.0%	(0.0%)
C	100.0%	(0.0%)	100.0%	(0.0%)
D	100.0%	(0.0%)	85.7%	(14.3%)
Average	99.2%	(0.8%)	93.9%	(6.1%)

표 2. 12차의 LPC 캡스트럼에 대한 성별 인식률
Table. 2 Gender recognition rates for 12 LPC cepstrum coefficients.

Speaker	Recognition rates[%]			
	Male / (ER)		Female / (ER)	
A	100.0%	(0.0%)	90.0%	(10.0%)
B	97.7%	(2.3%)	100.0%	(0.0%)
C	100.0%	(0.0%)	100.0%	(0.0%)
D	100.0%	(0.0%)	90.5%	(9.5%)
Average	99.4%	(0.6%)	95.1%	(4.9%)

표 3은 12차의 FFT 캡스트럼(12-20-2 네트워크)을 사용하였을 때의 성별인식률을 나타낸다. 표 4는 12차의 FFT 캡스트럼 및 1차의 RMS를 사용한 경우(13-20-2 네트워크)의 성별인식률을 나타낸다. 표 3과 표 4로부터 남성 화자보다 여성 화자의 인식률이 비교적 양호하게 나타난 것을 알 수 있다. 이러한 원인은 신경회로망에 입력하는 특징벡터에 따라서 인식률이 다르게 나타난다고 할 수 있기 때문이다. 표 5는 본 논문에서 제안하는 방

식으로, 신경회로망의 입력데이터로서 12차의 LPC 캡스트럼 및 8차의 FFT 스펙트럼을 입력하였을 때(20-20-2 네트워크)의 성별인식률을 나타낸다. 표 5에서 남성 화자에 대한 인식률이 평균 99.8%이며 오인식률의 평균은 0.2%로 나타났다. 여성 화자에 대해서는 인식률이 평균 96.5%이며, 오인식률은 남성 화자에 비해서 다소 높은 3.5%로 나타난 것을 알 수 있다.

표 3. 12차의 FFT 캡스트럼에 대한 성별 인식률
Table. 3 Gender recognition rates for 12 FFT cepstrum coefficients.

Speaker	Recognition rates[%]			
	Male / (ER)		Female / (ER)	
A	100.0%	(0.0%)	92.7%	(7.3%)
B	83.9%	(16.1%)	97.9%	(2.1%)
C	88.0%	(12.0%)	100.0%	(0.0%)
D	77.3%	(22.7%)	88.2%	(11.8%)
Average	87.3%	(12.7%)	94.7%	(5.3%)

표 4. 12차의 FFT 캡스트럼 및 1차의 RMS에 대한 성별 인식률
Table. 4 Gender recognition rates for 12 FFT cepstrum coefficients and 1 RMS.

Speaker	Recognition rates[%]			
	Male / (ER)		Female / (ER)	
A	100.0%	(0.0%)	90.2%	(9.8%)
B	77.4%	(22.6%)	95.7%	(4.3%)
C	88.0%	(12.0%)	100.0%	(0.0%)
D	70.5%	(29.5%)	91.8%	(8.2%)
Average	84.0%	(16.0%)	94.4%	(5.6%)

표 5. 12차의 LPC 캡스트럼 및 8차의 FFT 스펙트럼을 사용한 제안한 성별인식률
Table. 5 Proposed gender recognition rates using 12 LPC cepstrum coefficients and 8 FFT spectrum.

Speaker	Recognition rates[%]			
	Male / (ER)		Female / (EAR)	
A	100.0%	(0.0%)	94.4%	(5.6%)
B	99.3%	(0.7%)	100.0%	(0.0%)
C	100.0%	(0.0%)	100.0%	(0.0%)
D	100.0%	(0.0%)	91.5%	(10.5%)
Average	99.8%	(0.2%)	96.5%	(3.5%)

그림 4는 표 1~표 5의 성별 인식 결과들에 대한 평균 인식률을 그래프로 나타낸다.

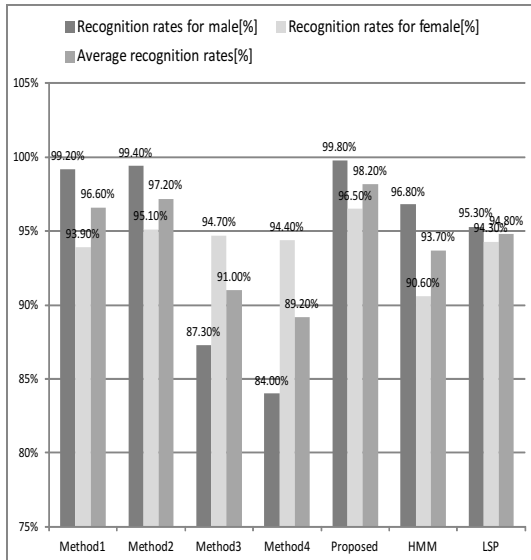


그림 4. 제안한 방법과 기존 방법들에 대한 성별인식률의 비교

Fig. 4 Comparisons of the proposed method and conventional method for gender recognition rates.

그림에서 "Method 1"은 표 1의 평균 성별인식률(10차의 LPC 캡스트럼), "Method 2"는 표 2의 평균 성별인식률(12차의 LPC 캡스트럼), "Method 3"은 표 3의 평균 성별인식률(12차의 FFT 스펙트럼), "Method 4"는 표 4의 평균 성별인식률(12차의 FFT 캡스트럼 및 1차의 RMS), "Proposed"는 본 논문에서 제안하는 표 5의 평균 성별인식률(12차의 LPC 캡스트럼 및 8차의 FFT 스펙트럼)을 각각 나타낸다. 또한 "HMM"은 [9]의 FFT 스펙트럼을 입력으로 하여 HMM 인식을 사용한 경우의 남녀 성별인식률을 나타낸다([9]의 표 1 및 표 2 참조). "LSP"는 [10]의 LSP(Line Spectral Pairs) 계수에 의한 남녀 성별인식률의 결과를 나타내고 있다([10]의 표 1 참조). 표에서 알 수 있듯이 본 논문에서 제안한 알고리즘("Proposed")이 본 실험에서 사용한 다른 방법 및 기존 방법([9] 및 [10]의 방법)의 결과보다도 남녀 성별인식률이 양호한 것을 알 수 있다. 그러나 신경회로망에 입력되는 특징벡터를 동일하게 일치시켜 비교하는데 어려움이 있어서 특징벡터의 차수를 비슷하게 하여 비교하였다. 이러한 실험 결

과, 본 논문에서 제안한 방식이 다른 방식보다 성능이 우수하다는 것을 실험으로 확인할 수 있었다. 그러나 12차의 LPC 방식과 비교하면 상대적으로 크게 우수하다고는 할 수 없었다. 따라서 본 논문에서 제안한 LPC 캡스트럼 계수 및 FFT 스펙트럼의 특징 벡터 중에서 FFT 스펙트럼에 대체할 새로운 특징 벡터에 대한 연구가 필요하다고 판단된다.

V. 결론

본 논문에서는 음성장치에 음성이 입력될 때에 입력된 음성이 남성화자인지 여성화자인지를 구분하는 성별인식 알고리즘을 제안하였다. 본 논문에서는 특히 남성화자와 여성화자의 특징벡터를 비교 분석하였으며, 이러한 남녀의 음향학적인 특징벡터의 차이점을 이용하여 신경회로망에 의한 성별 인식에 대한 실험을 수행하였다. 특히 12차의 LPC 캡스트럼 및 8차의 저역 FFT 스펙트럼의 특징벡터를 사용한 경우에, 남성화자에 대해서는 평균 99.8%, 여성화자에 대해서는 평균 96.5%의 남녀 성별인식률이 구해졌다. 따라서 본 실험에서 비교한 다른 방법 및 기존 방법들보다 우수하다는 것을 실험으로 확인할 수 있었다. 그러나 향후의 연구과제로서는 학습에 사용하지 않은 데이터를 사용하여 좀 더 많은 문장을 사용한 남녀 성별 화자독립 인식 알고리즘을 개발할 필요가 있다. 또한 잡음이 중첩된 음성에 대해서도 연구의 검토가 필요하다고 본다.

참고문헌

- [1] A. A. M. Abushariah, T. S. Gunawan, O. O. Khalifa, and A. A. M. Abushariah, "English digits speech recognition system based on Hidden Markov Models", International Conference on Computer and Communication Engineering, pp. 1-5, 2010.
- [2] J. G. van Velden and G. F. Smoorenburg, "Vowel recognition in noise for male, female and child voices", International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Vol. 2, pp. 989-992, 1991.

- [3] F. Hassan, M.R.A. Kotwal, and M.N. Huda, "Bangla ASR design by suppressing gender factor with gender-independent and gender-based HMM classifiers", World Congress on Information and Communication Technologies, pp. 1276-1281, 2011.
- [4] Y. Konig and N. Morgan, "GDNN: a gender-dependent neural network for continuous speech recognition", International Joint Conference on Neural Networks, Vol. 2, pp. 332-337, 1992.
- [5] D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, and R. J. Williams, "Learning representations by back-propagation errors", Nature, Vol. 323, pp. 533-536, 1986.
- [6] P. B. Patil, "Multilayered network for LPC based speech recognition", IEEE Transactions on Consumer Electronics, Vol. 44, No. 2, pp. 435-438, 1998.
- [7] J. He, L. Liu, and G. Palm, "On the use of residual cepstrum in speech recognition," IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Vol. 1, pp. 5-8, 1996.
- [8] H. Hirsch and D. Pearce, "The AURORA experimental framework for the performance evaluations of speech recognition systems under noisy conditions", in Proc. ISCA ITRW ASR2000 on Automatic Speech Recognition: Challenges for the Next Millennium, Paris, France, 2000.
- [9] Q. Lin and C. Che, "Normalizing the vocal tract length for speaker independent speech recognition", IEEE Signal Processing Letters, Vol. 2, No. 11, pp. 201-203, 1995.
- [10] J. Onshaunjit and J. Srinonchat, "LSP Trajectory Analysis for Speech Recognition", '08. Fifth International Conference on Computer Graphics, Imaging and Visualisation, pp. 276-279, 2008.

저자소개

정병구(Byeong-Goo Jeong)



1990년 전남대학교 화학과 이학석사
1995년 전남대학교 화학과 이학박사
2002년 목포대학교 전기공학과
공학석사

2004년 목포대학교 전기공학과 박사수료
1997년 3월~2012년 2월 성화대학 전기과 부교수
2012년 3월~현재 전남과학고등학교
※관심분야: 신호처리, 신재생 에너지, 2차 전지, 부식,
기타 전기응용

최재승(Jae-Seung Choi)



1989년 조선대학교 전자공학과
공학사
1995년 일본 오사카시립대학
전자정보공학부 공학석사

1999년 일본 오사카시립대학 정보통신공학과 공학박사
2000년~2001년 일본 마쯔시타(현. 파나소닉)
전기산업주식회사 AVC사 전임연구원
2002년~2007 경북대 디지털기술연구소 책임연구원
2007년~현재 신라대학교 전자공학과 교수
※관심분야: 음성신호처리, 적응신호처리, 잡음제거,
신경회로망, 디지털통신, 멀티미디어 등