

과학수사용 화자 식별 시스템의 피치 차이에 따른 신뢰성 척도

Confidence Measure of Forensic Speaker Identification System According to Pitch Variances

김민석¹⁾ · 김경화²⁾ · 양일호³⁾ · 유하진⁴⁾

Kim, Min-Seok · Kim, KyungWha · Yang, IL-Ho · Yu, Ha-Jin

ABSTRACT

Forensic speaker identification needs high accuracy and reliability. However, the current level of speaker identification does not reach its demand. Therefore, the confidence evaluation of results is one of the issues in forensic speaker identification. In this paper, we propose a new confidence measure of forensic speaker identification system. This is based on pitch differences between the registered utterances of the identified speaker and the test utterance. In the experiments, we evaluate this confidence measure by speech identification tasks on various environments. As the results, the proposed measure can be a good measure indicating if the result is reliable or not.

Keywords: pitch, speaker identification, GMM, PCA

1. 서론

정보통신의 발달로 전화를 통한 범죄(전화 사기 등)가 빠르게 증가하고, 범죄현장에서 수집된 음성자료들이 중요한 증거가 됨에 따라 음성을 이용한 과학수사의 필요성이 크게 증대되고 있다. 과학수사에서 필요로 하는 음성분석은 대부분 범죄현장에서 녹취된 음성이 누구의 음성인지(화자 식별)를 판단하거나 용의자의 음성과 동일한지 여부(화자 확인)를 가려내는 화자 인식과 관련되어 있다. 기존의 음성분석은 전문가에 의해 음성학적인 지식 기반으로 행해지고 있지만, 최근 들어 정보량이 급격히 증가함에 따라 대량의 자료를 처리하기 위한 자동 화자 인식 기술이 요구되고 있다.

다양한 자동 화자 인식 기술 관련 연구가 진행되고 있는데 (Dehak, 2009; Reynolds, 1995; Reynolds, 2000), 특히 가우시안

혼합모델과 MFCCs (mel-frequency cepstral coefficients) 특징을 이용한 자동 화자 인식 시스템(Reynolds, 1995)의 경우 최적의 상황에서 높은 정확성을 보여주고 있다. 여기서 최적의 상황이란 충분한 발성을 얻을 수 있고, 학습과 인식의 음성입력채널 및 환경이 동일한 경우를 말한다. 그러나 그 반대의 경우에는 인식 정확성이 급격히 저하된다. 최근 강인한 화자 인식을 위한 다양한 모델링 방법(Thyes, 2000; Wan, 2000) 및 특징 추출 방법 (Kim, 2010; Takiguchi, 2006)이 제안되고 있지만, 이런 방법들은 어디까지나 저하된 성능을 상대적으로 높일 뿐 과학수사에서 요구하는 높은 수준의 정확성을 보여주지는 못한다.

과학수사에서는 인식의 정확성에 따라 심각한 결과를 초래할 수 있기 때문에 그 어떤 응용 분야보다도 강인한 성능이 필요하다. 이러한 이유로 과학수사를 위한 화자 인식 시스템은 자동인식 뿐만 아니라 반자동 또는 전문가(수동)기반으로 구성되기도 하고(Campbell, 2009), 인식 결과에 대한 신뢰성 척도를 통해 자동 인식 결과의 정확성을 판단하기도 한다.

과학수사에 이용되는 녹음 음성의 특성은 다음과 같다.

1. 음성 대부분은 전화 채널을 통해 수집되기 때문에 다양한 채널 잡음 및 음성 코덱의 특성을 포함
2. 화자 대부분이 비협조적이며, 때로는 음성을 위장하거나 변조하기도 함

본 연구에서는 위 두 가지 상황에 대한 화자식별시스템의 성

1)) 서울시립대학교 ms@uos.ac.kr

2)) 대검찰청 savoix@spo.go.kr

3)) 서울시립대학교 heisco@hanmail.net

4)) 서울시립대학교 hjyu@uos.ac.kr, 교신저자

본 논문은 2009년도 대검찰청 연구용역의 지원으로 수행된 연구입니다. (과제명: 통합 음성분석시스템 개발 방안 연구)

접수일자: 2010년 5월 3일

수정일자: 2010년 6월 16일

게재결정: 2010년 8월 30일

능을 평가하고, 학습과 식별 발화의 평균 피치 차이가 화자 식별 시스템의 성능에 미치는 영향에 대해 분석한다. 또한 그 결과를 통해 피치 차이에 따른 새로운 신뢰성 척도를 제안하고 과학수사를 위한 새로운 반자동 화자 식별 시스템을 구성한다. 이 시스템은 제안한 신뢰성 척도를 이용하여 자동 식별 결과가 높은 신뢰성을 갖는지 여부를 판단한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 가우시안 혼합모델 기반 자동 화자 인식 시스템에 대해서 설명한다. 3절에서는 서론에서 제시한 두 가지 상황에 대해서 화자식별 실험을 수행하고 실험 결과를 제시한다. 그리고 4절에서 평균 피치 차이가 화자 식별에 미치는 영향에 대해서 분석하고, 이를 바탕으로 화자 식별 시스템의 신뢰성 평가 방법을 제안한다. 마지막 절에서는 본 연구에서 얻은 결과에 대해 결론을 낸다.

2. 자동 화자 인식 시스템

2.1 화자 특징 벡터

본 연구에서는 mel-frequency cepstral coefficients (MFCCs)를 이용한다. 화자 특징은 MFCCs 20차에 에너지를 더한 21차원이다. silence는 에너지기반으로 제거하였으며, cepstral mean subtraction(CMS)를 적용하였다. 이 특징을 “MFCCs 특징”이라 칭한다. 또한 강인한 화자 인식을 위해 MFCCs 특징에 주성분 분석(PCA)(Duda, 2001)을 적용하여 “PCA 특징”을 생성하였다. 주성분 축은 각 실험에 이용되는 학습set에서 추출하였다.

2.2 가우시안혼합모델

가우시안혼합모델(Reynolds, 1995)은 문장 독립 화자 식별 시스템에서 가장 널리 이용되는 화자모델링 방법이다. 가우시안 혼합 화자모델 λ 는 평균과 공분산을 가진 가우시안확률밀도함수 n 개의 선형 결합으로 나타낸다.

$$\lambda = (w_i, \mu_i, \Sigma_i), \text{ for } i=1,2,\dots,n \quad (1)$$

주어진 특징 \mathbf{x} 의 모델에 대한 유사도는 다음과 같이 구한다.

$$p(\mathbf{x} | \lambda) = \sum_{i=1}^n w_i g_i(\mathbf{x}), \quad \sum_{i=1}^n w_i = 1 \quad (2)$$

$$g_i(\mathbf{x}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi^d} |\Sigma_i|} \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \mu_i)' \Sigma_i^{-1} (\mathbf{x} - \mu_i)\right) \quad (3)$$

여기서 $g_i(\mathbf{x})$ 와 w_i 는 각각 i 번째 가우시안확률밀도함수와 혼합가중치를 의미한다. 그리고 μ_i 와 Σ_i 는 각각 $g_i(\mathbf{x})$ 의 평균과 공분산을 말한다. 모델 생성에는 EM(expectation-maximization) 알고리즘뿐만 아니라, MAP(maximum a posteriori), MLLR (maximum likelihood linear regression)등의 화자 적응 방법(Reynolds, 2000)을

이용할 수 있다. 본 연구에서는 EM알고리즘을 이용한다.

2.3 화자 식별

화자 식별은 주어진 음성이 후보 모델 중 어떤 모델과 가장 유사한지 판단하는 과정이다. 과학수사에 있어서는, 녹취된 음성을 용의자들의 화자 모델과 비교하여 선별하는 과정에 이용될 수 있다.

가우시안혼합모델을 이용한 화자 식별은 주어진 t 개의 음성 특징 $[x_1, \dots, x_t]$ 을 s 명의 후보 모델에 대해서 각각 유사도를 계산하고, 유사도가 가장 큰 화자의 모델 $\hat{\lambda}$ 을 선택하는 것이다.

$$\hat{\lambda} = \arg \max_{1 \leq k \leq s} \sum_{i=1}^t \log p(x_i | \lambda_k) \quad (4)$$

3. 화자 식별 실험

3.1 채널 차이에 따른 화자 식별 성능 비교 실험 DB

본 실험 DB는 학습과 식별이 서로 다른 채널에서 수집된 경우 화자식별 성능을 평가하기 위한 것이다. 음성 자료는 ETRI에서 2002년 배포한 “한국어 중가마이크 화자 인식용 음성 DB”이다. 본 DB는 음성정보처리시스템의 개발을 위해 사무실 환경에서 증가의 PC 마이크를 이용하여 250명 (100명: 주차, 100명: 월차, 50명: 3개월차)의 화자가 발성한 2연 숫자, 4연 숫자, 문장으로 구성된 음성이다. 본 연구에서는 250명 중 120명을 식별 실험 대상으로 선택하였다. 각 화자당 첫 번째 시차에 수집된 10개의 문장 발성을 모델 학습, 그리고 동일 시차의 40개의 문장 발성을 식별 실험(총 식별 대상 발성은 4800개)에 이용하였다. 원래 16kHz, 16bit 샘플링된 음성을 8 kHz 로 다운샘플링 하였고, 모든 발성에 G.712 채널을 적용하여 새로운 하나의 음성 자료를 만들었다. 여기서 전처리를 거치지 않은 원래 자료를 “CLEAN”이라하고, G.712를 거친 자료를 “G712”라 부른다.

3.2 감정 차이에 따른 화자 식별 성능 비교 실험 DB

본 실험 DB는 비협조적 화자 발성의 화자 식별 성능을 평가하기 위한 것이다. 남녀 각각 15명씩 30명에게서 “정상” 상태 발성과 “화남” 감정(emotion) 상태의 발성을 수집하였다. 각 화자마다 40개의 문장을 3번씩 발성하였고(120개 발성), 조용한 사무실 환경에서 16k, 16bit 샘플링으로 수집되었다. 각 화자당 60개 발성을 모델 학습, 나머지 60개의 발성을 테스트(총 식별 대상 발성은 1800개)에 이용하였다.

3.3 화자 식별 실험 결과

표 1. 채널 차이에 따른 실험 결과 (식별 오류율 %).

Table 1. The results of experiments on difference channels (identification error rates %).

특징 종류 학습 채널	MFCCs				PCA			
	CLEAN		G712		CLEAN		G712	
	CLEAN	G712	CLEAN	G712	CLEAN	G712	CLEAN	G712
32 mixtures	3.75	27.83	16.50	4.29	1.98	9.29	6.85	2.08
64 mixtures	3.40	25.15	15.87	3.69	1.94	9.69	6.35	2.15
128 mixtures	3.73	26.54	19.83	4.52	2.31	13.33	7.73	2.42

표 2. 감정 차이에 따른 실험 결과 (식별 오류율 %).

Table 2. The results of experiments on difference emotions (identification error rates %).

특징 종류 학습 감정	MFCCs				PCA			
	정상		화남		정상		화남	
	정상	화남	정상	화남	정상	화남	정상	화남
32 mixtures	3.89	82.67	75.78	8.22	1.83	77.00	63.11	4.83
64 mixtures	2.83	81.67	73.61	6.28	1.17	76.28	62.67	3.78
128 mixtures	2.33	81.78	73.83	5.00	1.11	76.17	59.44	3.72
256 mixtures	2.78	83.44	74.22	9.89	1.17	76.06	58.89	3.33
512 mixtures	-	-	-	-	1.22	76.11	57.72	3.28

표 3. PCA특징의 상대 오류 감소율.

Table 3. Reduced relative error rates of PCA feature.

실험 학습	서로 다른 채널				서로 다른 감정			
	CLEAN		G712		정상		화남	
	CLEAN	G712	CLEAN	G712	정상	화남	정상	화남
감소율 (%)	42.94	61.47	59.99	43.63	52.36	6.87	21.59	34.40

화자 식별 실험은 2절에서 언급한 바와 같이 화자 특징으로 MFCCs 및 PCA 특징을, 화자 모델링 방법으로는 가우시안혼합모델을 이용하였다. 실험 결과는 <표 1> 과 <표 2>에 제시되었다.

채널 차이에 따른 실험 결과인 <표 1>을 보면, MFCCs 특징을 이용하였을 때 같은 채널 간에는 오류율이 4% 미만이다. 그러나 서로 다른 채널 간에는 오류율이 크게 증가한 것을 알 수 있다. 강인한 화자 식별을 위해 생성된 PCA 특징을 이용해 실험한 경우에는 같은 채널뿐만 아니라 서로 다른 채널간의 오류율이 크게 감소되는 것을 알 수 있다.

감정 차이에 따른 실험 결과인 <표 2>를 보면 정상 감정에서는 앞 실험과 비슷하게, 서로 같은 감정 간에는 식별 오류율이 4% 미만인 성능을 보여주었다. 또한 앞 실험과 같이 PCA 특징을 통해 향상된 결과를 얻었다. <표 3>은 PCA 특징을 통해 얻은 상대 식별 오류 감소율을 보여준다. 모든 실험에서 큰 오류 감소 효과가 있었지만, 절대 식별 오류율은 여전히 높은 것을 확인할 수 있다.

4. 피치 차이에 따른 성능 평가

4.1 식별된 화자와 피치 차이에 따른 결과 분석

앞 절의 화자 식별 실험에서 확인 할 수 있듯이 특징 변환 방법을 통해 서로 다른 환경 간에 식별 오류율을 크게 줄일 수 있다. 그러나 여전히 절대 식별 오류율이 높기 때문에 실제 과학수사에 적용하기에는 부적합하다. 3절의 실험결과에서 최적의 성능은 동일 환경에서 수행되었을 때 얻을 수 있음을 알 수

있다. 따라서 본 연구에서는 최적의 식별 결과를 얻기 위해 전처리 분류 과정(채널 감지 및 감정 인식 등)을 통해 동일 환경에서만 화자 식별이 이루어지는 상황을 가정하고, 피치 차이 기반 신뢰성 척도를 통해 식별 결과의 정확성을 평가하고자 한다.

이전 연구를 통하여 동일인의 발생일지라도 피치 차이가 큰 경우에는 다른 사람의 음성과 더 유사한 것으로 판단할 가능성이 있다는 것을 알 수 있다(Kim, 2007). 이 연구를 토대로 식별된 화자의 피치와 식별 대상 발생간의 피치 차이가 식별율에 미치는 영향을 알아 본다. 본 연구에서는 피치의 차이를 정량적으로 계산하기 위해 다음과 같이 표준점수(z-점수)를 이용한다(앞으로 “표준 피치 차이”라고 함).

1. 각 학습용 발생마다 피치가 0이 아닌 구간의 평균 피치를 구한다. 여기서 구한 화자 s 의 j 번째 발생의 평균 피치를 $p_{s,j}$ 라 한다.
2. 화자 별로 각각 학습용 발생의 평균 피치의 평균 μ_s 과 표준편차 σ_s 를 구한다.
3. 임의 발생의 화자 s 에 대한 표준점수는 $z = (p - \mu_s) / \sigma_s$ 이다(p : 평균 피치).

표준 피치 차이의 절대값 $|z|$ 가 0에 가까울수록 학습 데이터와 피치 차이가 작다는 것을 의미한다. 본 논문에서는 식별된 화자와의 표준 피치 차이가 클수록 그 결과의 정확성은 높아진다는 신뢰성 척도를 제안하고, 앞 절의 실험결과를 통해 이를 증명하려 한다.

<표 4>는 채널 차이, <표 5>는 감정 차이에 따른 식별된 화자에 대한 표준 피치 차이의 구간별 화자 식별 오류율을 보여준다. 이를 분석해보면, 표준 피치 차이가 클수록 오류율이 감

표 4. 채널 차이에 대한 식별된 화자와 피치 차이 구간별 식별 오류율 (%).

Table 4. Error rate at each section of pitch difference on difference channels.

특징 종류 채널	MFCCs				PCA			
	CLEAN		G712		CLEAN		G712	
	오류율	발성 개수	오류율	발성 개수	오류율	발성 개수	오류율	발성 개수
$ z $								
모든구간(≥ 0)	3.40	4,800	3.69	4,800	1.94	4,800	2.08	4,800
> 1	2.65	2,185	2.74	1,936	1.36	2,201	1.57	1,976
> 2	1.39	792	1.45	483	0.37	816	0.39	517
> 3	1.03	290	2.20	91	0.00	297	0.00	95
> 4	1.63	123	0.00	29	0.00	125	0.00	30
> 5	0.00	51	0.00	4	0.00	53	0.00	4

표 5. 감정 차이에 대한 식별된 화자와 피치 차이 구간별 식별 오류율 (%).

Table 5. Error rate at each section of pitch difference on difference emotions.

특징 종류 감정	MFCCs				PCA			
	정상		화남		정상		화남	
	오류율	발성 개수	오류율	발성 개수	오류율	발성 개수	오류율	발성 개수
$ z $								
모든구간(≥ 0)	2.33	1,800	5.00	1,800	1.11	1,800	3.28	1,800
> 1	2.47	526	3.98	553	0.93	538	3.88	567
> 2	1.15	87	5.06	79	0.00	97	1.23	81
> 3	0.00	14	13.33	15	0.00	16	0.00	13
> 4	0.00	2	0.00	1	0.00	2	0.00	1
> 5	0.00	1	-	-	0.00	1	-	-

표 6. 감정 분석 오류 상황에서의 제안한 시스템의 피치 차이 구간별 식별 오류율 (%).

Table 6. Error rate each section of pitch difference in the failure of emotion recognition.

특징 종류 감정	MFCCs				PCA			
	정상 → 화남		화남 → 정상		정상 → 화남		화남 → 정상	
	오류율	발성 개수	오류율	발성 개수	오류율	발성 개수	오류율	발성 개수
$ z $								
모든구간(≥ 0)	81.67	1800	73.61	1800	76.06	1800	57.72	1800
> 1	77.61	996	70.73	1322	76.02	1122	56.19	1438
> 2	71.47	375	67.09	787	70.39	510	52.41	914
> 3	53.15	111	67.59	324	61.18	170	59.90	394
> 4	25.64	39	56.36	55	37.04	54	55.63	142
> 5	0.00	20	50.00	4	21.74	23	25.58	43

소하는 것을 확인할 수 있다. 즉 식별된 화자와 표준 피치 차이가 크어도 불구하고 MFCCs 또는 PCA 특징을 통해 그 화자로 식별되었다면 정확하게 식별되었을 가능성이 높다는 의미이다. 이전 연구(Kim, 2007)를 기반으로 해석하자면, 피치 차이가 커지면 다른 화자와 유사하게 판단될 가능성이 큰데, 그럼에도 불구하고 피치 차이가 큰 특정 화자로 식별되었다는 것은 그만큼 그 화자의 발성일 확률이 높다는 말이 된다. 따라서 본 논문에서 제안한 피치 차이 기반 신뢰성 척도를 통해 결과의 정확성을 판단할 수 있다는 것을 알 수 있다.

4.2 과학수사를 위한 반자동 화자 식별 시스템

앞의 실험을 통해 식별된 화자와의 피치 차이가 결과에 미치는 영향을 확인 할 수 있었다. 이를 기반으로 <그림 1>과 같은 과학수사를 위한 반자동 화자 식별 시스템을 구성한다. 우선 범인의 음성을 채널 및 감정 분석을 통해 적절한 화자 모델 그룹에서 자동 식별한다. 그리고 식별된 화자와 표준 피치 차이를 계산한 뒤, 만약 표준 피치가 t 값보다 큰 경우 식별 결과를 출력하고 반대의 경우에는 식별 오류 결과 및 표준 피치 차이 값을 출력한다. 여기서 t 는 표준 피치 차이의 경계값(threshold) 점수를 의미하며, 이 값에 따라 시스템이 자동으로 처리할 수 있는 발성과 그렇지 않은 발성이 결정된다.

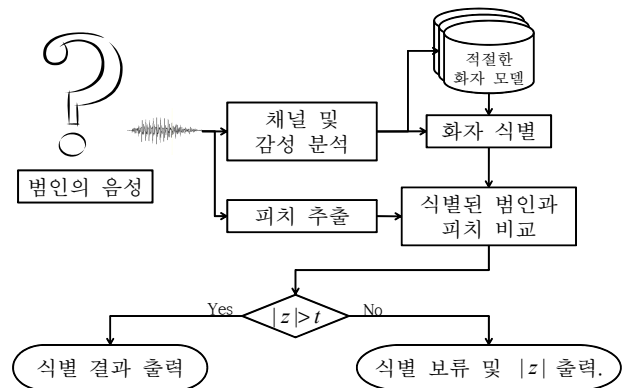


그림 1. 과학수사를 위한 반자동 화자 식별 시스템 구조도.
Figure 1. The Diagram of the Semiautomatic Forensic Speaker Identification System.

본 시스템을 통해 자동으로 처리된 결과는 높은 정확성을 갖기 때문에 식별결과를 크게 신뢰할 수 있다는 데 의의가 있다. 또한 t 값이 커짐에 따라 다수의 발성이 식별 오류 판정을 받게 되는 경우에도 기존의 화자 식별시스템과 동일하게 n-best 식별 결과 및 그 모델과의 표준 피치 차이가 신뢰성 척도로써 출력되어 전문가의 판단을 도울 수 있다.

4.3 감정 분석 오류 상황

우리는 채널 및 감정 분석을 통해 적절한 화자 모델 그룹에서 식별을 하는 상황을 가정하였으나 채널 및 감정 분석이 잘못된 결과를 출력할 가능성은 충분히 높다. 본 절에서는 감정이 잘못 분류되었을 때의 상황 즉, 정상 발성이 화남 발성 모델을 통해 식별되는 상황과, 화남 발성이 정상 발성 모델을 통해 식별되는 상황에 대해 제안한 시스템의 성능을 분석한다. <표 6>에 제시된 실험결과를 보면, 앞의 결과와 마찬가지로 표준 피치 차이가 클 수록 식별 오류율은 감소하는 것을 알 수 있다. 특히 식별된 화자와 표준 피치 차이가 5보다 큰 경우 MFCCs특징 실험(정상 발성을 화남 모델에 식별)에서 0% 오류율을 얻을 수 있었고, 다른 경우에 대해서도 상대 식별 오류율이 50% 이상 감소 한 것을 확인 할 수 있다.

5. 결론

본 연구에서는 동일 화자의 발성이라도 피치 차이가 큰 경우 피치가 유사한 다른 화자로 판단 될 가능성이 있는데, 임의 발성이 식별된 화자와 피치 차이가 크에도 불구하고 그 화자로 식별되었을 때, 그 결과는 높은 신뢰성을 갖는다는 것을 실험적으로 보여주었다. 또한 이를 기반으로 피치 차이 기반 신뢰성 척도를 제안하였고, 과학수사를 위한 반자동 화자 식별 시스템을 구성하였다. 제안한 신뢰성 척도는 채널과 감정이 다른 환경에 대한 화자 식별 실험에 적용되었고, 이 신뢰성 척도를 이용하여 자동 식별 결과의 정확성간의 관계를 보여주었다.

향후 연구로는 피치 차이를 신뢰성 척도가 아닌 시스템 성능 향상의 도구로 이용하는 것이다. 이를 위해 피치 차이에 따라 발생하는 식별 오류 원인(유사도 감소 등)을 분석하고, 피치 차이 보상 방법 등을 통해 시스템 성능 향상을 도모한다.

참고문헌

Campbell, J. (2009). "Forensic speaker recognition", *Signal Processing Magazine, IEEE*, Vol. 26, No. 2009, pp. 95-103.

Dehak, N. & Kenny, P. & Dehak, R. & Glembek, O. & Dumouchel, P. & Burget, L. & Hubeika, V. & Castaldo, F. (2009). "Support vector machines and joint factor analysis for speaker verification", ICASSP 2009, pp. 4237-4240.

Duda, H. & Hart, P. (2001). *Pattern classification*, John Wiley & Sons, 2001.

Kim, K. (2007). Voice and speech variation under physical stress, PHD thesis, Department of Linguistics (Phonetics), Seoul National University, Seoul, Korea.
(김경화(2007), 신체 스트레스와 개인 내부 음성 및 발화 변이,

서울대학교 박사학위 논문)

Kim, M.-S. & Yang, I.-H. & Yu, H.-J. (2010). "Kernel multimodal discriminant analysis for speaker verification", ICASSP 2010, pp. 4498-4501.

Reynolds, D. (1995). "Speaker identification and verification using gaussian mixture speaker models", *Speech Communication*, Vol. 17, No. 1-2, pp. 91-108.

Reynolds, D. & Quatieri, T. & Dunn, R. (2000). "Speaker verification using adapted gaussian mixture models", *Digital signal processing*, Vol. 10, No. 1-3, pp. 19-41.

Takiguchi, T. & Ariki, Y. (2006). "Robust feature extraction using kernel pca", ICASSP 2006, pp. 509-512.

Thyes, O. & Kuhn, R. & Nguyen, P. & Junqua, J. (2000). "Speaker identification and verification using eigenvoices", ICSLP 2000, pp. 242-245.

Wan, V. & Campbell, W. (2000). "Support vector machines for speaker verification and identification", *Neural Networks for Signal Processing X*, pp. 775-784.

- **김민석 (Kim, Min-Seok)**
서울시립대학교 컴퓨터과학부
서울시 동대문구 전농동 90번지
Tel: 02-2210-5322 Fax: 02-2210-5275
Email: ms@uos.ac.kr
관심분야: 음성인식, 화자인식
현재 컴퓨터과학부 대학원 박사과정 재학중
- **김경화 (Kim, KyungWha)**
대검찰청
서울시 서초구 반포로 706
Tel: 02-3480-2150 Fax: 02-3480-2707
Email: savoix@spo.go.kr
관심분야: 범음성학, 화자식별
현재 대검찰청 과학수사담당관실 음성분석실장
Ph.D., Dept. of Linguistics, Seoul National University, 2007
- **양일호 (Yang, Il-Ho)**
서울시립대학교 컴퓨터과학부
서울시 동대문구 전농동 90번지
Tel: 02-2210-5322 Fax: 02-2210-5275
Email: heisco@hanmail.net
관심분야: 음성인식, 화자인식
현재 컴퓨터과학부 대학원 박사과정 재학중
- **유하진 (Yu, Ha-Jin) 교신저자**
서울시립대학교 컴퓨터과학부
서울시 동대문구 전농동 90번지
Tel: 02-2210-5322 Fax: 02-2210-5275
Email: hjyu@uos.ac.kr
관심분야: 음성인식, 화자인식
2002~현재 컴퓨터과학부 부교수