JKIICE Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering

한국정보통신학회논문지(J. Korea Inst. Inf. Commun. Eng.) Vol. 20, No. 3 : 471~476 Mar. 2016

음성 특성 지표를 이용한 음성 인식 성능 예측

지승은 · 김우일*

Speech Recognition Accuracy Prediction Using Speech Quality Measure

Seung-eun Ji · Wooil Kim*

Department of Computer Science & Engineering, Incheon National University, Incheon 22012, Korea

요 약

본 논문에서는 음성 특성 지표를 이용한 음성 인식 성능 예측 실험의 내용을 소개한다. 선행 실험에서 효과적인 음성 인식 성능 예측을 위해 대표적인 음성 인식 성능 지표인 단어 오인식률과 상관도가 높은 여러 가지 특성 지표들을 조합하여 새로운 성능 지표를 제안하였다. 제안한 지표는 각 음성 특성 지표를 단독으로 사용할 때 보다 단어 오인식률과 높은 상관도를 나타내 음성 인식 성능을 예측하는데 효과적임을 보였다. 본 실험에서는 이 결과를 근거하여 조합에 사용된 음성 특성 지표를 채택하여 4차원 특징 벡터를 생성하고 GMM 기반의 음성 인식 성능 예측기를 구축한다. 가우시안 요소를 증가시키며 실험한 결과 제안된 시스템은 babble 잡음, 자동차 잡음에서 모두 SNR이 낮을수록 단어 오인식률을 높은 확률로 예측함을 확인하였다.

ABSTRACT

This paper presents our study on speech recognition performance prediction. Our initial study shows that a combination of speech quality measures effectively improves correlation with Word Error Rate (WER) compared to each speech measure alone. In this paper we demonstrate a new combination of various types of speech quality measures shows more significantly improves correlation with WER compared to the speech measure combination of our initial study. In our study, SNR, PESQ, acoustic model score, and MFCC distance are used as the speech quality measures. This paper also presents our speech database verification system for speech recognition employing the speech measures. We develop a WER prediction system using Gaussian mixture model and the speech quality measures as a feature vector. The experimental results show the proposed system is highly effective at predicting WER in a low SNR condition of speech babble and car noise environments.

키워드 : 단어 오인식률, 상관 계수, 성능 예측, 음성 인식, 음성 인식 성능 지표

Key word : Word error rate, Correlation coefficient, Performance prediction, Speech recognition, Speech quality measure

Received 25 January 2016, **Revised** 16 February 2016, **Accepted** 02 March 2016

*** Corresponding Author** Wooil Kim(E-mail: wikim@inu.ac.kr, Tel:+82-32-835-8459)
Department of Computer Science & Engineering, Incheon National University, Incheon 22012, Korea

Open Access http://dx.doi.org/10.6109/jkiice.2016.20.3.471 print ISSN: 2234-4772 online ISSN: 2288-4165

This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(http://creativecommons.org/li-censes/by-nc/3.0/) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.
Copyright Ⓒ The Korea Institute of Information and Communication Engineering.

Ⅰ. 서 론

음성 인식 시스템이 안정적으로 시중에 출시되기 위해서는 시스템의 인식 성능이 검증되어야 하며, 이를 위해 대량의 음성 데이터베이스를 이용한 평가 작업을 필수적으로 거쳐야 한다. 또한 위의 평가 작업에 있어서 사용되는 음성 데이터베이스 구축 과정에서도, 데이터베이스를 구성하는 각각의 음성 데이터가 음성 인식 성능 평가에 적합한지에 대한 검증 작업이 선행되어야 한다. 하지만 각각의 음성 데이터의 적합성을 판단하기 위해서는 음성 분석 분야 전문가의 자문이 필요하며, 대량의 데이터를 검증하는 과정에 비효율적으로 많은 시간과 비용이 소요될 수 있다. 이에 따라 음성 인식 성능 검증에 사용될 데이터베이스를 분석하고 적합성을 평가하는 과정을 자동으로 처리할 수 있는 음성 데이터베이스 검증 시스템이 필요하다.

본 논문의 선행 연구에서, 앞에 기술한 문제를 해결할 수 있는 윈도우즈 기반의 음성 인식용 데이터베이스 검증 시스템을 개발하였다. 본 시스템은 입력된 음성 신호에서 추출할 수 있는 여러 가지 음성 특성 지표를 이용해 새로운 지표를 생성하여 인식 성능을 검증한다. 이외에도 효과적인 음성 인식 성능 지표를 생성하기 위해 다수의 선행 연구가 진행되어 왔다[1, 2]. 본 연구에서는 기존의 대표적인 인식 성능 지표인 단어 오인식률(Word Error Rate, WER)과 상관관계(Correlation)가 높은 음성 특성 지표를 분석한 후 조합하여 새로운 음성 인식 성능 지표를 생성하였다. 본 저자의 선행 연구에서는 다양한 특성 지표를 여러 방법으로 조합, 추가하여 더 효과적인 음성 인식 성능 지표를 생성하기 위해 진행 된 실험 결과를 소개하였다[3-6]. 본 논문에서는 연구를 통해 생성한 지표가 음성 인식 성능을 판단하는데 의미 있는 지표인지를 증명한 후, 조합에 사용된 음성 특성 지표들로 특징 벡터를 만들어 오염된 음성 데이터베이스의 인식 성능을 예측하는 실험을 소개한다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. II장에서는 검증 시스템에 적용한 음성 특성 지표들 중 음성 인식 성능 예측 실험에 사용된 주요 특성 지표들을 설명하고, III장에서는 개발한 음성 데이터베이스 검증 시스템에 대해 소개한다. 그리고 IV장에서는 음성 인식 성능 예측 실험을 간단히 설명하며 V장에서 실험 방법 및 결과를 설명하고 VI장에서 결론을 맺는다.

Ⅱ. 음성 특성 지표

본 장에서는 분석한 여러 가지 음성 특성 지표들 중 본 연구에서 음성 인식 성능 예측 알고리즘 구현을 위해 사용한 음성 특성 지표에 대해 설명한다.

2.1. SNR

SNR(Signal-to-Noise Ratio, SNR)은 음성의 인식 성능을 판단할 때 대표적으로 쓰이는 음성 특성 지표로서 듣고자 하는 주변 잡음 크기에 대한 음성 신호 크기의 상대적인 비율을 표현한 값이다. SNR은 음성 신호의 크기를 잡음 신호의 크기로 나눈 것에 로그를 취해준 값으로 SNR이 양수일 경우 잡음 신호 보다 음성 신호의 크기가 크다는 뜻이다. 따라서 SNR이 큰 음성일수록 음성의 인식 성능이 좋을 거라 표현할 수 있다. 식(1)은 SNR의 일반적인 수식이며 선행 실험에서, SNR은 NIST에서 제공하는 STNR 기법[7]을 이용하여 계산하였다.

$$SNR(dB) = 10\log_{10}\left(\frac{P_{signal}}{P_{noise}}\right) \tag{1}$$

2.2. PESQ

사람이 직접 음성을 듣고 1~5 등급 사이로 품질을 평가하는 방법인 MOS(Mean Opinion Score)기법은 주관적인 방법이기 때문에 평가자가 필요하며 같은 음성이라도 사람마다 다른 의견을 표현할 수 있다. 그렇기 때문에 개발된 기법인 PESQ는 음성 품질 평가를 위한 자동화된 테스트로써 MOS를 자동화 시킨 방법이다. 표 1은 실제 MOS 기법의 평가 기준을 나타낸다. 본 시스템에서는 UTD(University of Texas at Dallas)에서 윈도우즈 환경의 MATLAB을 이용해 오픈소스로 제공되는 스크립트[8]를 사용하여 오염된 음성의 PESQ 값을 구하였다. 제공된 스크립트는 평가를 위한 깨끗한 레퍼런스 음성 파일과 평가 받을 음성 파일, 샘플링 주파수를 입력하면 내부 알고리즘에 의해 PESQ 값이 자동으로 계산되며 본 실험에서는 이를 함수로 사용하여, 제작한 데이터베이스 검증 시스템에 출력 가능한 형식으로 정보를 출력하는 배치 파일을 만든 후 자동 추출하였다.

Table. 1 Mean opinion score (MOS)

MOS	Quality	Impairment
5	Excellent	Imperceptible
4	Good	Perceptible but not annoying
3	Fair	Slightly annoying
2	Poor	Annoying
1	Bad	Very annoying

2.3. MFCC 계수 유사도

MFCC 특징 추출 기법은 현재 음성 인식 시스템의 특징 추출 기법으로 가장 널리 사용되고 있는 방법이다. 우선 음성 데이터의 아날로그 신호를 푸리에 변환을 통해 주파수 스펙트럼으로 변환한다. 그 후 인간의 청각 시스템을 모방한 주파수 스케일인 Mel-filter Bank 분석을 통해 얻은 계수에 로그를 취한다. 마지막으로 이산 코사인 변환(Discrete Cosine Transform, DCT)을 적용함으로써 Cepstrum 계수로 변환한다. 그림 1은 MFCC 특징 추출 과정을 표현한 다이어그램이다. MFCC 계수 유사도는 MFCC 계수의 거리를 측정함으로써 얻을 수 있으며 깨끗한 신호와 잡음에 오염된 신호의 MFCC 특징 계수의 차이를 나타낸다.

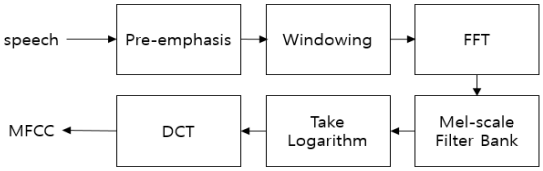

Fig. 1 MFCC feature extraction block diagram

2.4. GMM 음향 모델 확률 값

깨끗한 레퍼런스 데이터베이스로 생성한 가우시안 혼합 모델에 대한 우도에 로그를 취한 값으로, 입력된 특징이 훈련된 모델에서 발견될 확률 값이다. 확률인 0~1 사이 값에 로그를 취해서 음수 값으로 나타나게 된다. 모델의 확률 값은 큰 값을 가질수록 이상적인 모델에 가깝기 때문에 음성 인식 성능 지표로 쓰일 수 있다. 식 (2)는 가우시안 음향 모델 확률 값을 표현한 식으로 평균 μ과 분산 σ^2을 갖는 가우시안 모델에서 입력된 특징 x의 우도에 로그를 취한 GMM 모델 확률 값의 식이다. 본 시스템에서는 깨끗한 음성 데이터베이스를 이용하여 HTK(Hidden Markov Model Toolkit)[9]로 GMM 모델을 훈련하고 입력 음성의 GMM 모델 확률 값을 구하였다.

$$GMM\,score = \log P(x_n | g(\mu_i, \sigma_i^2)) \qquad (2)$$

Ⅲ. 음성 인식용 데이터베이스 검증 시스템

본 연구에서 개발한 음성 인식용 데이터베이스 검증 시스템은 윈도우즈 기반의 그래픽 사용자 인터페이스(Graphic User Interface, GUI)와 윈도우즈, 리눅스 환경에서 작성된 특징 추출 스크립트로 구성되어 있다.

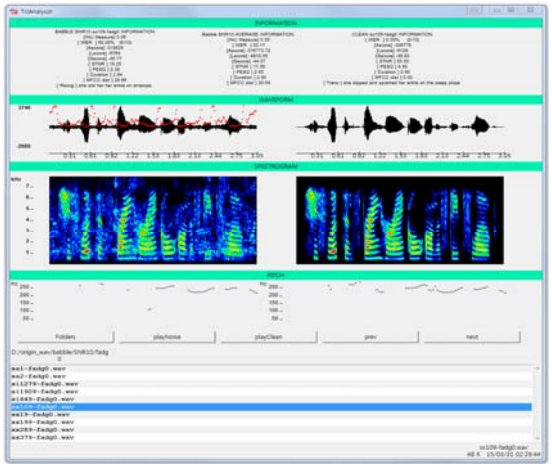

Fig. 2 The developed speech database verification system

그림 2는 본 연구에서 개발한 음성 데이터베이스 검증 시스템의 실행 화면이다. 리눅스 서버 상에서 검증할 음성 데이터베이스를 사용하여 스크립트를 실행 시키면 각 음성 데이터의 여러 가지 특징 지표를 출력한 결과 파일 형태로 특정 경로에 저장되고 윈도우즈 기반의 시스템에서는 결과 파일의 값을 불러오는 방식이다.

Ⅳ. 음성 특성 지표를 이용한 음성 인식 성능 예측

현재 개발된 음성 데이터베이스 검증 시스템에 출력되는 음성 특성 지표들 가운데 음성 인식 성능 지표로서 단어 오인식률을 사용한다. 단어 오인식률은 입력받은 음성 신호를 구성하는 단어를 인식하여 총 단어

수 중 오인식 한 단어 수의 비율을 나타내는 지표로써 음성 특성 지표 중 인식 성능을 유추할 수 있는 음성 인식 성능 지표로 사용된다. 때문에 단어 오인식률과 높은 상관도를 가지는 음성 특성 지표는 단어 오인식률을 대신하여 입력된 음성의 인식 성능을 평가할 수 있는 성능 지표로 사용이 가능하다. 선행 연구에서 단어 오인식률을 대체할 수 있는 새로운 성능 지표를 생성하기 위해, 분석한 여러 가지 특성 지표들 중 단어 오인식률과 상관도가 높은 특성 지표들을 채택하고 조합하여 새로운 성능 지표를 제안했다.

Table. 2 Correlation of speech quality measures and WER using GMM acoustic score

Measure	Babble noise	Car noise
SNR	-0.69	-0.69
PESQ	-0.74	-0.74
GMM acoustic score	-0.09	-0.51
MFCC distance	-0.76	-0.75
New measure	-0.7782	-0.7685

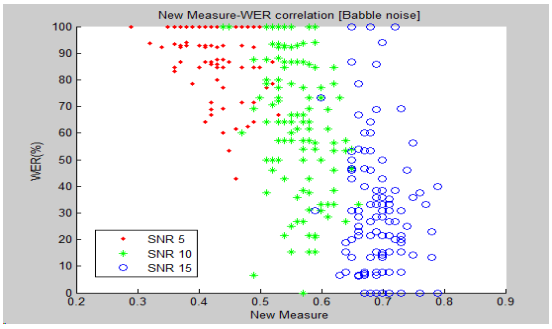

Fig. 3 Correlation distribution of new combination measure and WER in babble noisy environment

표 2는 선행 연구에서 채택한 음성 특성 지표들과 단어 오인식률의 상관도(Correlation Coefficient)와 이를 조합하여 생성한 새로운 성능 지표와 단어 오인식률의 상관도를 보여준다. 새로운 음성 인식 성능 지표는 각 음성 특성 지표를 0~1의 범위로 정규화하고 단어 오인식률과 상관도에 비례하는 가중치를 적용하여 생성하였다. 아래의 식 (3)은 오인식률과의 상관도에 비례하는 가중치 w_i의 계산식을 나타내며, 식 (4)는 새로운 성능 지표 I를 구하는 식이다.

$$w_i = \frac{corr(f_i, WER)}{corr(f_1, WER) + ... + corr(f_n, WER)} \quad (3)$$

$$I = (normal(f_1)*w_1) + ... + (normal(fn)*w_n) \quad (4)$$

생성한 지표는 Babble 잡음, 자동차 잡음 환경에서 단어 오인식률과 -0.7782, -0.7685의 상관도를 보이며 이는 각 음성 특성 지표를 단독으로 사용할 때보다 월등한 수치이다[6]. 그림 3은 Babble 잡음 환경에서 생성한 지표와 단어 오인식률의 상관 분포이다.

이 결과를 통하여 여러 특성 지표의 조합이 단독 지표보다 음성 성능 검증에 적합한 것을 증명하였으며 이러한 결과를 근거로 하여 위의 네 가지의 음성 특성 지표를 사용하여 오염된 음성 데이터베이스의 음성 인식 성능 예측 실험을 진행하였다. 성능 예측의 기준은 음성 인식 성능 지표인 단어 오인식률으로 정하였으며 가우시안 혼합 모델을 사용하여 분류기를 구축하였다. 식 (5)은 관찰 값 x의 확률 밀도 함수를 K개의 가우시안 요소를 사용한 가우시안 혼합 모델을 표현한 식이다. 기본적인 가우시안 확률 밀도 함수는 평균 μ와 분산 Σ로 표현되며 가우시안 혼합 모델은 서로 다른 가중치 w를 준 K개의 가우시안 확률 밀도 함수의 합으로 나타낸다. 인식 성능 예측을 위해 각 음성 데이터는 위의 음성 특징으로 특징 벡터를 생성하였다. 각 데이터는 단어 오인식률 별로 분류 범위를 나누어 모델을 훈련, 구축하고 이를 기준으로 예측 결과를 분류하여 음성 인식의 성능 검증 결과를 확인하였다. 자세한 실험 환경은 다음 장에서 설명한다.

$$p(x) = \sum_{k=1}^{K} \omega_k N(x; \mu_k, \Sigma_{x,k}) \quad (5)$$

Ⅴ. 실험 및 결과

5.1. 실험 과정

본 실험에서는 Babble 잡음, 자동차 잡음이 각각 5, 10, 15dB의 SNR로 오염된 TIMIT 음성 데이터베이스[10]를 사용하였다. TIMIT 데이터베이스는 630명의 서로 다른 화자가 발음한 영어 낭독체 문장이 녹음된 6,300개의 음성 샘플로 구성되어 있으며 이는 약 5.6시간 길이의 녹음 분량에 해당된다. 단어 오인식률의 신뢰도를 위해 음성 파일 하나 당 발화하는 단어의 수가 많은 상위 120개의 파일을 채택하여 오염된 잡음 별로 360개씩 총 720개의 음성 데이터를 사용하였다.

선행 실험으로 단어 오인식률과 상관도가 높은 음성 특성 지표를 알아내기 위해 다양한 음성 특성 지표를 분석하였으며, 그 중 GMM 음향 모델 확률 값, SNR, PESQ, MFCC 계수 유사도를 채택하여 새로운 음성 인식 성능 지표를 생성하였다. 새로운 음성 인식 성능 지표는 각 음성 특성 지표를 0~1의 범위로 정규화하고 단어 오인식률과 상관도에 비례하는 가중치를 적용하여 생성하였다. 생성한 지표는 각 음성 특성 지표를 단독으로 사용할 때보다 월등한 상관도를 보였다. 이러한 결과를 근거로 하여 위의 네 가지의 음성 특성 지표를 사용하여 단어 오인식률 예측 실험을 진행하였다.

본 실험에서는 분류 모델의 훈련과 예측에 HTK를 이용하였다. 각 음성 데이터는 채택한 네 가지의 음성 특성 지표로 4차원 벡터를 생성하고 GMM 기반의 음성인식 성능 예측기를 구축하였다. 인식기의 예측 타겟은 0~100%의 값을 가지는 각 데이터의 단어 오인식률을 네 개의 범위로 나누어 지정하여 훈련 및 예측하였다. 각 오염 환경 당 360개의 데이터 중 300개는 훈련에, 60개는 테스트에 사용하였으며 단어 오인식률을 보다 정확하게 예측하기 위해 교차 검증(N-fold cross validation)[1]을 적용하여 모든 데이터가 훈련과 테스트에 참여하게 하였다. 실험에 대한 결과는 가우시안 혼합 모델의 가우시안 요소를 증가시키며 예측 성능을 관찰하였다. 가우시안 모델은 데이터 분포를 평균과 분산을 이용한 확률 밀도 함수로 표현한다. 모델링을 진행할 때 단순 가우시안 확률 밀도 함수로는 표현할 수 없는 패턴을 가우시안 요소를 증가시켜 혼합하여 복잡한 훈련 데이터 패턴에 유사하게 모델링 할 수 있다. 하지만 가우시안 요소가 필요 이상으로 혼합되면 계산량이 많아지며 오버 피팅이 될 수 있기 때문에 적절한 개수로 가우시안 요소를 실험을 통해 설정해야 한다. 또, 음성 데이터베이스의 babble 잡음, 자동차 잡음에 오염된 정도(dB)별로 예측 성공률이 어느 정도 차이를 보이는지 확인하였다.

5.2. 실험 결과

표 3은 각 잡음 환경 별 혼합 모델의 가우시안 요소를 증가시키며 실험한 단어 오인식률 예측 결과이다. Babble 잡음, 자동차 잡음에서 혼합 요소가 각각 8개, 4개일 때 가장 높은 예측 성공률을 보이고, 평균적으로는 각각 51.94%, 55.56%로 가우시안 요소가 2개일 때 높은 예측 성공률을 보였다.

Table. 3 WER prediction results in noisy environments

	Babble	Car	Avg.
Mixture 2	51.94	55.56	53.75
Mixture 4	50.00	56.67	53.34
Mixture 8	51.95	53.89	52.92

표 4는 혼합 모델의 가우시안 요소가 2개, 4개일 때 각 잡음에 오염된 정도(SNR)에 따른 예측 성공률을 보여준다. 두 경우 모두 SNR이 낮은 데이터가 월등이 높은 예측 성공률을 보이는 것을 알 수 있다. 이 결과로 구축한 GMM 기반 음성 인식 성능 예측기가 잡음에 많이 노출된 음성 데이터일수록 단어 오인식률을 높은 확률로 예측하는 것을 확인하였다.

Table. 4 WER prediction results in noisy environments

	Mixture 2			Mixture 4		
SNR(dB)	5	10	15	5	10	15
Babble	80.0	35.0	40.8	75.8	35.0	39.1
Car	94.2	28.3	44.2	93.3	33.3	43.3

Ⅵ. 결 론

본 논문에서는 음성의 특성 지표를 이용한 음성 인식 성능 예측 실험의 결과를 소개하였다. 예측 실험에 사용한 음성 특징 지표를 설명하고, 음성 특징 지표를 이용한 음성 인식용 데이터베이스 검증 시스템의 개발 내용을 소개하였다. 선행 연구에서부터 단어 오인식률과 상관도가 높은 여러 가지 특성 지표들을 채택, 조합하여 새로운 성능 지표를 제안하였다. 제안한 새로운 지표는 각 음성 특성 지표를 단독으로 사용할 때보다 단어 오인식률과 높은 상관도를 나타내어 음성 인식 성능을 예측하는데 효과적임을 확인하였다. 본 실험에서는 이 결과를 근거로 오인식률과 높은 상관도를 나타내는 음성 특성 지표를 채택하여 4차원 특징 벡터를 생성하고 GMM 기반

1) 교차 검증(N-fold cross validation): 인식기 구축 시 훈련과 테스트에 쓰일 전체 데이터에 대하여 N개의 그룹으로 나눈 뒤 N-1개의 그룹을 훈련, 1개의 그룹을 테스트에 사용하여 N가지 경우에 대해 인식기의 결과를 계산 후 평균을 구하는 방식

의 분류기를 구축하여 음성 인식 성능 예측 실험을 진행하였다. 가우시안 요소를 증가시키며 실험한 결과 가우시안 요소가 2개일 때 평균 예측 성공률이 가장 높으며, 특히 낮은 SNR 환경에서 단어 오인식 정도를 높은 정확도로 예측하는 것을 확인하였다. 선행 연구에서는 조합한 지표가 단어 오인식률의 상관도가 높았기 때문에 단어 오인식률을 대신하여 음성 성능 지표로 활용할 수 있을 것을 확인했으며 본 실험으로 직접 조합에 쓰인 음성 특성 지표 벡터로 단어 오인식률을 예측함으로써 본 논문에서 제안하는 음성 인식 성능 예측 방식이 부가적인 음성 인식기를 사용하지 않고 음성 인식 성능을 예측하는 용도에 효과적일 수 있음을 보다 명확히 입증한다.

ACKNOWLEDGMENTS

This Research was supported by a grant (12-TI-C01) from Advanced Water Management Research Program funded by the Ministry of Land, Infrastructure and Transport of Korean government.

REFERENCES

[1] S. -Y. Yoon, L. Chen and K. Zechner, “Predicting Word Accuracy for the Automatic Speech Recognition of Non-native Speech,” *Interspeech-2010*, pp. 773-776, 2010.

[2] W. Kim and J. H. L. Hansen, “Phonetic Distance Based Confidence Measure,” *Signal Processing Letters, IEEE* vol. 17, no.2, pp. 121-124, Feb. 2010.

[3] S. Ji and W. Kim, “A Study on Speech Measure Analysis for Speech Recognition Accuracy Estimation in Noisy Environments,” *A Conference of Acoustical Society of Korea*, vol. 34, no. 1, pp. 46, May 2015.

[4] S. Ji, J. Cho and W. Kim, “Development of Database Verification System for Automatic Speech Recognition,” KCC*2015*, vol. 34, pp. 719-720, June 2015.

[5] S. Ji and W. Kim, “A Study on Effective Speech Recognition Performance Measure using MFCC Similarity,” *KSCSP-2015*, vol. 32, no. 1, pp.220-222, Aug. 2015.

[6] S. Ji, M. Song, J. Yoon and W. Kim, “Speech Recognition Performance Prediction employing Speech Quality Measure,” *A Conference of Acoustical Society of Korea*, vol. 34, no. 2, pp. 46, Nov. 2015.

[7] STNR technique provided by National Institute of Standards and Technology(NIST) [Internet]. Available: http://www.nist.gov/speech

[8] Y. Hu and P. C. Loizou, “Evaluation of Objective Measure for Speech Enhancement,” *Audio, Speech, and Language Processing, IEEE Transactions on*, vol. 16, no.1, pp. 229-238, Sep. 2008.

[9] Hidden Markov Model Toolkit (HTK) developed by Cambridge University. HTK software and tutorial download page [Internet]. Available: http://htk.eng.cam.ac.uk

[10] TIMIT speech database provided by Linguistic Data Consortium(LDC) of University of Pennsylvania [Internet]. Available: https://catalog.ldc.upenn.edu/LDC93S1

지승은(Seung-Eun Ji)

2015년 2월 인천대학교 컴퓨터공학부 공학사
2015년 인천대학교 컴퓨터공학부 석사과정
※관심분야 : 패턴인식, 음성인식, 휴먼 컴퓨터 인터페이스

김우일(Wooil Kim)

2003년 고려대학교 전자공학과 공학박사
2004년 ~ 2005년 미국 카네기 멜론 대학교 박사 후 연구원
2005년 ~ 2012년 미국 텍사스 주립대 (University of Texas at Dallas) 연구원 및 연구교수
2012년 ~ 현재 인천대학교 컴퓨터공학부 조교수
※관심분야 : 신호처리, 패턴인식, 음성인식, 휴먼 컴퓨터 인터페이스