
미등록어 거절을 이용한 오류 보정 방법 개선 시스템

안찬식*, 오상엽**

Error Correction Method Improve System using Out-of Vocabulary Rejection

Chan-Shik Ahn*, Sang-Yeob Oh**

요약 어휘 인식을 위한 모델 생성에서 준비하지 않은 트라이폰이 생성된다. 이는 모델 파라미터의 초기 추정치를 생성하지 못하는 원인으로 어휘 모델을 구성할 수 없는 단점으로 나타난다. 결과적으로 가우시안 모델의 정교함이 떨어지게 되어 인식률을 저하시키게 된다. 이를 개선하기 위한 방법으로 미등록어휘 거절 알고리즘을 이용한 오류 보정 시스템을 제안한다. 이 방법은 어휘 인식 모델 생성 시 등록되지 않은 어휘를 거절하여 인식률을 향상시킨다. 또한 확률 분포를 이용하여 어휘 분석과 의미를 파악하고 음운 변동이 적용되기 전의 문자열로 복원시킨다. 시스템 분석은 음소 유사율과 신뢰도를 이용하여 오류 보정율을 확인하였고 성능 평가를 위해 에러 패턴, 오류 패턴, 의미 패턴 방법을 이용하여 평가하였다. 성능 평가 결과 2.8%의 오류 보정률의 향상을 보였다.

주제어 : 미등록어 거절, 오류 보정, 모델 최적화, 어휘 인식, 음절 복원,

Abstract In the generated model for the recognition vocabulary, tri-phones which is not make preparations are produced. Therefore this model does not generate an initial estimate of parameter words, and the system can not configure the model appear as disadvantages. As a result, the sophistication of the Gaussian model is fall will degrade recognition. In this system, we propose the error correction system using out-of vocabulary rejection algorithm. When the systems are creating a vocabulary recognition model, recognition rates are improved to refuse the vocabulary which is not registered. In addition, this system is seized the lexical analysis and meaning using probability distributions, and this system deactivates the string before phoneme change was applied. System analysis determine the rate of error correction using phoneme similarity rate and reliability, system performance comparison as a result of error correction rate improve represent 2.8% by method using error patterns, fault patterns, meaning patterns.

Key Words : Out-of Vocabulary Rejection, Error Correction, Model Optimization, Vocabulary Recognition, Syllable Restoration

1. 서론

어휘 인식에서는 유사한 음소 모델의 생성과 부정확한 어휘 입력으로 인한 오류가 존재한다. 입력된 어휘의 신호 처리와 확률 분포를 이용하여 인식된 어휘의 대한 오류 보정에 관한 연구가 다양하게 진행되고 있다. 화자 독립 어휘 인식 시스템에서 어휘 인식의 효율을 높이기

위한 방법으로 신호 처리와 확률 분포만으로는 여러 가지 문제점들이 나타난다. 따라서 신호 처리와 확률 분포를 사용한 인식 결과에 후처리를 이용한 오류 보정에 대한 연구를 진행하고 있다[9].

미등록어 거절 방식은 일반적으로 핵심어 검출 방식이라 하며 핵심어를 미리 선정하고 나머지 단어는 가비지(garbage) 모델을 사용하여 핵심어는 검출하고 나머지

본 논문은 2012년 가천대학교의 교내연구비 지원에 의한 결과임.(GCU-2012-R161)

*광운대학교 컴퓨터공학과 박사과정

**가천대학교 IT대학 인터랙티브미디어학과 교수(교신저자)

논문접수: 2012년 8월 3일, 1차 수정을 거쳐, 심사완료: 2012년 9월 5일

어휘는 제거하는 방법으로 사용된다[4].

어휘 인식을 위한 모델 생성에서 준비하지 않은 트라이폰이 생성된다. 이는 모델 파라미터의 초기 추정치를 생성하지 못하는 원인으로 어휘 모델을 구성할 수 없는 단점으로 나타난다. 결과적으로 가우시안 모델의 정교함이 떨어지게 되어 인식률을 저하시키게 된다. 이를 개선하기 위해 본 논문에서는 미등록 어휘 거절 알고리즘을 이용한 오류 보정 시스템을 제안한다.

어휘 인식 모델 생성 시 준비되지 않은 어휘로 생성된 모델로부터의 인식을 거절하여 인식률을 향상시킨다. 또한 확률 분포를 이용하여 어휘를 분석하고 의미를 파악하여 음운으로부터 변동이 적용되기 이전의 문자열로 복원시킨다.

확률 분포를 이용한 의미 분석 과정에서는 문법을 포함한 어절과 문법을 포함하지 않는 어절로 구분하여 문장의 의미를 파악하고 문법을 포함한 어절은 문장 전체의 의미를 변화시킬 수 있으므로 복원 과정을 거치지 않고 인식한다. 문법을 포함하지 않은 어절은 문장의 의미에 영향을 미치지 않기 때문에 복원 과정인 오류 보정을 수행하여 재인식한다. 따라서 의미적으로 분석되지 않은 문법을 포함하지 않은 핵심어만 이루어진 문장을 복원하기 때문에 전체적으로 볼 때 어휘의 오인식을 줄이고 인식률을 향상시키는 결과를 갖는다.

시스템 분석은 음소 유사율과 신뢰도를 이용하여 오류 보정률을 확인하였고 성능 평가를 위해 여러 패턴, 오류 패턴, 의미 패턴 방법을 이용하여 평가하였다. 성능 평가 결과 2.8%의 오류 보정률의 향상을 보였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 관련 연구에 대해 언급하고 3장에서는 미등록어 거절을 이용한 오류 보정 방법 개선하기 위한 방법에 대해 설명하며, 4장에서는 시스템 평가를 수행하고 마지막으로 5장에서 결론을 맺는다.

2. 관련연구

2.1 미등록어 처리

어휘 인식 시스템은 어휘 인식 대상 단위에 따라 고립 단어 인식 시스템과 연속 음성 인식 시스템으로 분류한다. 고립 단어 인식 시스템은 사용자로부터 한 어휘를 입력 받거나 어휘와 어휘 사이를 구분하여 어휘 단위로 인

식을 하는 시스템이다. 연속 음성 인식 시스템은 여러 어휘나 문장을 자연스럽게 입력 받아 여러 어휘나 문장 단위로 인식하는 시스템이다. 각각의 시스템은 미리 정해놓은 특정 인식 대상 어휘의 입력으로부터 어휘 인식을 수행한다[8]. 하지만 사용자의 실수나 고의로 인식 대상 어휘를 바꾸어 말하거나 다른 어휘를 입력하면 인식 대상 어휘 중 비슷하거나 전혀 다른 어휘로 인식하는 결과를 보여준다.

고립 단어 인식 시스템의 경우 전혀 다른 어휘가 입력되어지면 그 어휘에 대해서만 오인식을 하므로 전체적인 문장에 영향을 끼치지 않는다. 그러나 연속 음성 인식 시스템의 경우에는 전체적인 문장에 영향을 끼칠 수 있기 때문에 더 큰 문제를 야기시킬 수 있다. 사용자가 말하여 입력된 문장 중 한 어휘만 인식 대상 어휘가 아니라 하더라도 그 어휘가 오인식 됨으로 인해서 그 뒤에 입력된 어휘까지 영향을 미쳐 오인식을 높게 되므로 더 치명적인 결과를 초래하게 된다[2].

2.2 음소 오류 보정

오류 보정은 음소와 어휘에 대한 인식의 결과로 나타난 인식되어진 음소 열에 대해서 이루어진다. 음소 단위의 패턴 인식을 수행하여 얻어진 결과 리스트를 분석하여 오류 패턴을 가지고 원래의 음소로 되돌려 주는 과정이다[10].

오류 보정은 잡음 제거를 통하여 신호 처리에서 이루어지는 전처리 방법과 인식 결과를 분석하여 보정하는 후처리 방법으로 이루어진다. 전처리 방법의 잡음 제거는 워너 필터를 이용하여 입력 신호로부터 잡음 제거가 이루어지고 신호대 잡음비에 의해 신호가 높은 비율을 보이면 수렴하고 잡음의 비율이 높으면 제거한다. 입력된 어휘 신호의 잡음 제거는 메모리량을 따라 전체 신호에 대한 실행보다는 프레임 단위 잘라서 실행한다. 입력된 신호가 프레임 단위로 나뉜 후에 각 프레임 별로 스펙트럼을 추정하고 스펙트럼 평활화를 수행한 후, 인식에 유용한 성분을 어휘 신호로부터 뽑아내는 특징 추출 과정을 거친다. 특징 추출은 정보의 압축과 차원의 감소 과정을 수행하며 추출된 특징의 좋고 나쁨은 인식률과 연관된다. 특징추출 과정에서는 청각 특성을 반영한 멜 필터 뱅크 분석과 프리엠퍼시스 필터를 사용한다.[13]

음소 유사율 오류 보정은 오류로 발생된 인식 결과를 올바른 인식 결과로 보정한다. 어휘 인식 시스템에서 신

호 처리만으로 보정하기 힘든 오류에 대해서 어휘 인식 결과로부터 보정하는 후처리 오류 보정을 수행한다.

3. 미등록어 거절을 이용한 오류 보정 시스템

어휘 인식을 위한 모델 생성에서 준비하지 않은 트라이폰이 생성된다. 이는 모델 파라미터의 초기 추정치를 생성하지 못하는 원인으로 어휘 모델을 구성할 수 없는 단점으로 나타난다. 결과적으로 가우시안 모델의 정교함이 떨어지게 되어 인식률을 저하시키게 된다. 이를 개선하기 위해 본 논문에서는 미등록 어휘 거절 알고리즘을 이용한 오류 보정 시스템을 제안한다.

어휘 인식 모델 생성 시 준비되지 않은 어휘로 생성된 모델로부터의 인식을 거절하여 인식률을 향상시킨다. 또한 확률 분포를 이용하여 어휘를 분석하고 의미를 파악하여 음운으로부터 변동이 적용되기 이전의 문자열로 복원시킨다.

확률 분포를 이용한 의미 분석 과정에서는 문법을 포함한 어절과 문법을 포함하지 않는 어절로 구분하여 문장의 의미를 파악하고 문법을 포함한 어절은 문장 전체의 의미를 변화시킬 수 있으므로 복원 과정을 거치지 않고 인식한다. 문법을 포함하지 않은 어절은 문장의 의미에 영향을 미치지 않기 때문에 복원 과정인 오류 보정을 수행하여 재인식한다. 따라서 의미적으로 분석되지 않는 문법을 포함하지 않은 핵심어뿐만 이루어진 문장을 복원하기 때문에 전체적으로 볼 때 어휘의 오인식을 줄이고 인식률을 향상시키는 결과를 갖는다.

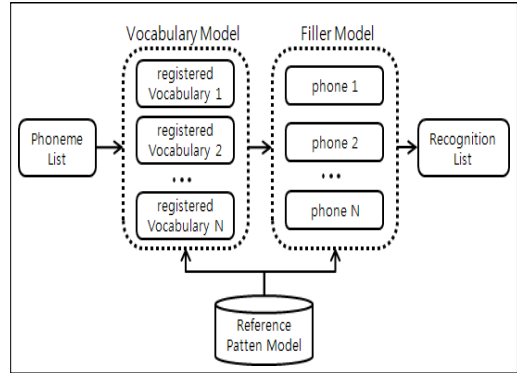
3.1 미등록어 거절

미등록어 거절 방법에는 구성된 네트워크 망에서 인식된 결과는 등록 어휘들의 열로 그림 1과 같이 나타나게 되고 형태는 “목음 + 등록 어휘 + 목음”으로 나타난다. 입력된 어휘가 등록 어휘이면 인식된 결과는 “목음 + 등록 어휘 + 목음”으로 나타나고, 미등록 어휘이면 인식된 결과는 “목음 + 등록 어휘 및 다수의 음소 열 + 목음”이거나 “목음 + 다수의 음소 열 + 목음”으로 나타난다.

인식된 결과를 어휘 인식 시스템의 어휘 패널리티와 인식된 결과의 삽입된 음소들의 개수를 이용하여 미등록 어휘를 거절시킨다. 결과에 삽입된 음소 열은 필터 모델

들이며 삽입된 음소가 많으면 등록 어휘가 존재하지 않음을 의미하며 사용자가 미등록 어휘를 입력하면 필터 모델들로 인식하여 등록 어휘가 존재하지 않기 때문에 거절하게 된다.

미등록 어휘와 잘못 인식된 단어를 선별할 수 있는 신뢰도(confidence measure)를 정의하여야 한다.



[그림 1] 등록 어휘 인식 결과 네트워크 망

신뢰도는 모델을 검증하기 위해 사용하므로 성능 평가에 중요한 요인으로 작용한다. 모델을 생성하여 검증 오류를 최소화하고 검증 모델을 적용시키기 위한 학습을 실행한다. 인식된 어휘의 음소 열에 대해 신뢰도 값을 결정하여 이 신뢰도 값이 임계치보다 크면 등록 어휘로 인식되어지고 임계치보다 작으면 미등록 어휘로 인식이 거절된다.

3.2 확률 분포

확률 밀도 함수는 가우시안 분포를 나타내며 가우시안 최적화 밀도는 확률 밀도 함수를 가우시안 분포로 사용한다. 확률 밀도 함수는 M 개의 가우시안 확률 밀도 함수의 선형 결합으로 다음과 같이 표현된다[3].

$$p(x|\theta) = \sum_{i=1}^M p(x|\omega_i, \theta_i) P(\omega_i) \quad (1)$$

$p(x|\omega_i, \theta_i)$ 는 입력 데이터 x 에 대하여 ω_i 번째 성분 파라미터 θ_i 로 이루어진 확률 밀도 함수를 의미하며, 혼합 가중치인 $P(\omega_i)$ 는 각 확률 밀도 함수의 상대적인 중요도를 나타낸다.

혼합 가중치를 α_i 의 사전 확률과 같은 형태라고 하면

다음과 같은 제약 조건이 따른다[11].

$$0 \leq \alpha_i \leq 1, \text{ and } \sum_{i=1}^M \alpha_i = 1 \quad (2)$$

확률 밀도 함수가 가우시안 분포를 나타낼 때 θ_i 는 다음과 같은 파라미터 집합으로 표현된다.

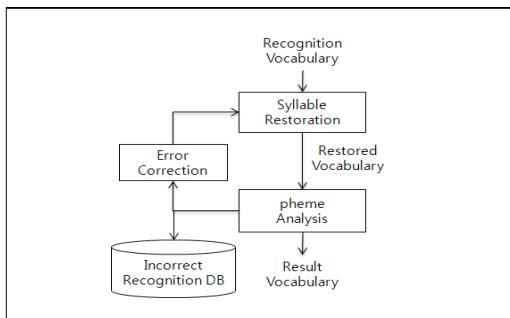
$$\theta_i = (\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_M, \sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_M, \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_M) \quad (3)$$

어휘 모델을 구성하는 각 가우시안 성분은 완전 대각 행렬 이거나 정방형 공분산 행렬의 형태로 표현된다. 또한 혼합 성분의 개수는 학습 데이터 집합의 크기에 따라 조절된다.

가우시안 최적화 모델로 데이터의 분포를 모델링할 경우에 혼합 성분의 개수가 충분히 주어지고 적절한 파라미터 값들만 주어진다면 이론적으로는 어떠한 연속적인 분포도 완벽하게 추정하여 모델링한다[10].

3.3 오인식 오류 보정

어휘의 의미 분석을 통하여 어휘 모델로 인식되어진 어휘는 그대로 인식 어휘로 인식하고 필터 모델에 의해 인식되어진 인식 어휘는 오인식 오류 보정을 거쳐 재인식을 수행하게 된다. 오인식의 결과를 분석하여 오인식되는 일정한 확률적 패턴을 만들고 패턴을 분석하여 어휘 모델을 생성하였다. 반복적인 어휘 인식을 수행하고 수행된 결과로부터 오인식 패턴을 정리하였다. 오인식 오류 보정에 사용되는 확률적 패턴은 오인식이 자주 발생하는 음소와 음소의 오인식 패턴을 집합으로 구성하여 오인식 오류 패턴 사전을 구축하였다. 인식 결과와 미리 구축된 오류 패턴 사전을 비교하여 오인식이 예상되는 부분을 검출하여 사전 상의 등록되어진 단어로 복원한다.



[그림 2] 오인식 오류 보정

그림 2는 오인식 오류 보정에 대한 구성도이다. 입력되어진 어휘로부터 구축되어진 오류 패턴 사전과 비교하여 오류 보정을 수행한다. 음소와 음소에 대한 유사도가 높은 음소일수록 오류 보정률은 커지며 음소의 신뢰도가 높거나 음소와 음소에 대한 유사도가 낮은 음소일수록 오류 보정률은 작아진다.

3.4 어휘 음절 복원

확률 분포를 이용한 의미 분석 과정에서 문법을 포함한 어절과 문법을 포함하지 않는 어절로 구분하여 문장의 의미를 파악하고 문법을 포함한 어절은 문장 전체의 의미를 변화시킬 수 있으므로 복원 과정을 거치지 않고 인식한다. 문법을 포함하지 않은 어절은 문장의 의미에 영향을 미치지 않기 때문에 복원 과정인 오류 보정을 수행하여 재인식한다. 필터 모델로 인식되어 오인식으로 분류되어진 음소에 대해 어휘 음절을 복원하였다. 어휘 음절 복원은 오류 패턴 사전과 비교하여 신뢰도와 음소에 대한 유사도를 고려하여 수행한다. 음소의 신뢰도가 높아도 음소에 대한 유사도가 높은 비슷한 음소로 대체되어 오류가 발생할 수 있으며, 신뢰도가 낮아도 제대로 인식될 수 있기 때문이다[12].

신뢰도가 낮으며 음소에 대한 유사도가 높은 음소를 가지고 있는 음소를 먼저 오류 보정을 수행해야 정확한 오류 보정을 할 수 있다. 다음은 한 음절에 대한 오류 보정률을 표현하기 위한 수식이다.

$$R_{\text{syllable}} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (1 - \alpha_k) b_k \quad (4)$$

n 은 한 음절의 음소 수를 나타내고, α_k 는 k 번째 음소의 신뢰도를 나타낸다. b_k 는 k 번째 음소에 대한 유사도를 나타낸다.

어휘 음절 복원은 우선순위 음절을 선정하고 우선순위 음절은 오류 보정률의 평균으로 구하여 음절 복원과 오류 패턴 사전과 비교하여 수행한다. 입력된 음절로부터 음소의 신뢰도와 유사도를 구하여 오류 보정률이 0의 값을 갖게 되면 보정이 이루어지지 않고 0과 1사이의 값을 가질 때 보정이 이루어지며 1에 가까운 값이 가장 높은 보정률을 나타낸다.

4. 실험 결과 및 분석

본 논문에서 제안한 미등록어 거절 오류 보정 방법 개선 시스템을 구성하여 어휘 인식 실험을 수행하였다.

미등록어 거절의 성능은 다음과 같은 항목을 기준으로 평가하였다[1, 7].

- 1) 등록어
 - ① CA(Correctly Accepted for Keyword) 인식 대상 등록어를 제대로 accept한 경우의 확률
 - ② FAI(False Accepted In-Grammar Word, Keyword) 인식 대상 등록어로 accept는 했지만 잘못 인식한 경우의 확률
 - ③ FR(False Rejected for Keyword) 인식 대상 등록어를 말했는데 reject한 경우의 확률
 - ④ CA + FAI + FR = 100%
- 2) 미등록어
 - ① CR(Correctly Rejected for OOV) 미등록어에 대해 reject한 경우의 확률
 - ② FAO(False Accepted Out-of-Grammar Word, OOV) 미등록어인데 accept한 경우의 확률
 - ③ CR + FAO = 100%

표 1은 단어 페널티와 삽입된 음소들의 개수에 따른 성능을 보여준다. 단어 페널티와 인식된 결과의 삽입된 음소 개수를 이용하여 미등록어를 거절시키므로 임계값의 요소는 단어 페널티와 삽입된 음소의 개수가 된다.

〈표 1〉 검증 성능 평가

데이터 종류 삽입된 음소개수	시험용 데이터				
	CA	CR	FAI	FAO	FR
3개 이상 거절	90.1	55.7	3.8	46.8	6.7
2개 이상 거절	86.4	67.1	3.6	35.3	7.1
1개 이상 거절	79.6	78.6	2.7	18.9	17.1
데이터 종류 삽입된 음소개수	평가용 데이터				
	CA	CR	FAI	FAO	FR
3개 이상 거절	94.1	54.2	3.0	48.1	3.1
2개 이상 거절	89.2	67.1	2.3	33.2	3.5
1개 이상 거절	82.8	69.3	1.8	17.3	9.0

어휘에 대한 인식 실험을 통하여 미등록어 거절 오류 보정 방법 개선 시스템에 대한 인식율과 거절률을 표 2에 나타내었다.

〈표 2〉 오류 보정률 비교

오류 보정	인식률(%)	거절률(%)
Error Pattern	85.3	9.2
Semantic	84.1	8.5
확장성	85.9	10.6

기존의 에러 패턴 학습을 이용한 방법[5]인 error pattern과 의미기반의 방법[6]인 semantic 그리고 본 논문의 제안 방법의 결과이다.

에러 패턴 학습을 이용한 미등록어 거절의 경우 9.2%, 의미 기반의 미등록어 거절의 경우 8.5%의 미등록어 거절을 보였으며, 본 논문에서 제안한 방법은 10.6%로 기존 방법에 비하여 평균 2.8%의 성능 향상을 나타내었다.

5. 결론

본 논문에서는 미등록 어휘 거절 알고리즘을 이용한 오류 보정 시스템을 제안하였다.

확률 분포를 이용한 의미 분석 과정에서는 문법을 포함한 어절과 문법을 포함하지 않는 어절로 구분하여 문장의 의미를 파악하고 문법을 포함한 어절은 문장 전체의 의미를 변화시킬 수 있으므로 복원 과정을 거치지 않고 인식한다. 문법을 포함하지 않은 어절은 문장의 의미에 영향을 미치지 않기 때문에 복원 과정인 오류 보정을 수행하여 재인식한다. 따라서 의미적으로 분석되지 않는 문법을 포함하지 않은 핵심어만 이루어진 문장을 복원하기 때문에 전체적으로 볼 때 어휘의 오인식을 줄이고 인식률을 향상시키는 결과를 갖는다.

어휘 인식 모델 생성 시 등록되지 않은 어휘를 거절하여 인식률이 향상되었다. 또한 기존 방법에서는 확률 분포를 이용한 음소 유사율의 비교 값을 의한 인식 결과를 올바른 인식 결과로 복원하여 오류 보정하였으나 제안한 방법에서는 확률 분포를 이용하여 어휘 분석을 실행하고 의미를 파악하여 음운 변동이 적용되기 전의 문자열로 복원하여 오류를 보정하였다.

시스템 분석은 음소 유사율과 신뢰도를 이용하여 오류 보정율을 확인하였고 성능 평가를 위해 에러 패턴, 오

류 패턴, 의미 패턴 방법을 이용하여 평가하였다. 성능 평가 결과 2.8%의 오류 보정률의 향상을 보였다.

참 고 문 헌

- [1] 김동주·김한우(2006). 문맥가중치가 반영된 문장 유사도 척도. 전자공학회논문지, 43(6), 496-504.
- [2] 김용현·정민화(2000). 에러패턴 학습과 후처리 모델을 이용한 연속 음성 인식의 성능향상. Proc. KISS Spring Semiannual Conf. 27(1), 441-443.
- [3] 문광식·김회린·정재호·이영직(1999). 가변어휘 단어 인식에서의 미등록어 거절 알고리즘의 성능비교. 신호처리합동학술대회논문집, 12(1), 305-308.
- [4] 방기덕·강철호(2008). 가변 신뢰도 문턱치를 사용한 미등록어 거절 알고리즘에 대한 연구. 한국멀티미디어학회논문지, 11(11), 1471-1479.
- [5] 안찬식·오상엽(2010). 미등록어 거절 알고리즘에서 가우시안 모델 최적화를 이용한 신뢰도 정규화 향상. 한국컴퓨터정보학회지, 15(12), 125-132.
- [6] 안찬식·오상엽(2010). 음절 복원 알고리즘을 적용한 핵심어 오류 보정 시스템. 한국컴퓨터정보학회지, 15(10), 165-172.
- [7] 오상엽(2012). 미등록어 거절 알고리즘에서 음소 특성 추출의 신뢰도 측정 개선, 한국 디지털정책학회 논문지, 10(6), 219-224.
- [8] 조시원·이동욱(2008). 음성 인식 후처리를 위한 연속 음절 문장의 키워드 추출 알고리즘. 대한전기학회, 학술대회논문집, 심포지엄 논문집 정보 및 제어부문, 170-171.
- [9] 한동조·최기호(2007). 음성인식 후처리에서 음소 유사율을 이용한 오류보정에 관한 연구. 한국ITS학회 논문지, 6(3), 77-86.
- [10] M. W. Jeong & B. C. Kim & G. G. Lee(2003). Semantic-oriented error correction for spoken query processing. Proc. IEEE Workshop on ASRU, 156-161.
- [11] T. Jitsuhiro & S. Takatoshi & K. Aikawa(1998). Rejection of out-of-vocabulary words using phoneme confidence likelihood. ICASSP, 217-220.
- [12] S. Kaki & E. Sumita & H. Iida(1998). A method for correction speech recognition using the statistical features of character co-occurrence. Proc.

COLING-ACL, 653-657.

- [13] E. K. Ringer & J. F. Allen(1996). A fertility channel model for post-correction of continuous speech recognition. Proc. ICSLP, 897-900.

안 찬 식



- 2002 : 광운대학교 컴퓨터공학과 공학석사.
- 2004 : 광운대학교 컴퓨터공학과 박사수료.
- 관심분야 : 음성인식, 음향 신호처리
- E-Mail : coolsahn@gmail.com

오 상 엽



- 1999 : 광운대학교 전자계산학과 이학박사.
- 현 재 : 경원대학교 IT대학 인터랙티브미디어 교수
- 관심분야 : 소프트웨어공학,버전관리, 형상관리, 음성/음향 신호 처리, 차량 통신
- E-Mail : syoh@gachon.ac.kr