

핵심어 인식을 이용한 음성 자동 편집 시스템 구현

Implementation of the Automatic Speech Editing System Using Keyword Spotting Technique

정 익 주*
(Ikjoo Chung)

ABSTRACT

We have developed a keyword spotting system for automatic speech editing. This system recognizes the only keyword 'MBC news' and then sends the time information to the host system. We adopted a vocabulary dependent model based on continuous hidden Markov model, and the Viterbi search was used for recognizing the keyword.

In recognizing the keyword, the system uses a parallel network where HMM models are connected independently and back-tracking information for reducing false alarms and missing. We especially focused on implementing a stable and practical real-time system.

Keywords: keyword spotting, continuous hidden markov model, real-time system

I. 서 론

핵심어 인식이란 자연스럽게 발음한 연속 음성 속에서 미리 정의된 핵심 어휘를 인식하는 음성 인식 방법이다. 따라서 핵심어 인식은 부주의하게 발음된 문장 속에서도 미리 훈련된 어휘를 인식할 수 있으므로 안정적인 고립 단어 인식 시스템을 구축할 수 있게 해준다. 또한 음성 데이터 속에서 특정 핵심 어휘나 주제어의 존재 여부를 판별할 수 있으므로 음성 메시지를 검색하는 분야에 사용될 수 있다. 최근에는 급증하는 멀티미디어 데이터의 효율적인 처리를 위해 이 음성 메시지 검색 분야에 관한 관심이 고조되고 있다. 이는 일반 문서와는 달리 음성 데이터 속에서 특정 내용에 해당하는 구간을 찾기 위해서는 음성의 전구간을 청취하지 않고는 불가능하며 사람이 수작업으로 모든 음성 데이터 속에서 특정 내용을 검색하는 것은 상당히 많은 시간을 요구하는 작업이다[6]. 따라서, 텍스트 문서에 대해 문장을 검색하는 도구와 같이 음성 데이터를 검색하면서 특정 핵심어에 해당하는 구간을 찾아주는 자동화 도구가 절실히 필요하기 때문이다. 본 연구에서 개발한 핵심어 인식 시스템 역시 이 음성 메시지 검색 분야에 속한다고 볼 수 있다. 본 핵심어 인식 시스템은 방송 중인 MBC뉴스 중에서 각 기사의 끝에서 발생하는 "MBC뉴스 XXX 기자입니다" 중 'MBC뉴스'라는 핵심어를 인식하고 이때의 시각을 호스트에 알려주는 시스템이다. 이는 뉴스를 기사별로 디지털화 하기 위해 필요한 기사의 시작과 끝을 호스트에 실시간으로 알려주는 기능을 담당하게 된다. 본 연구에서는 비록 인식해야 할 핵심어가 MBC뉴스 하나이지

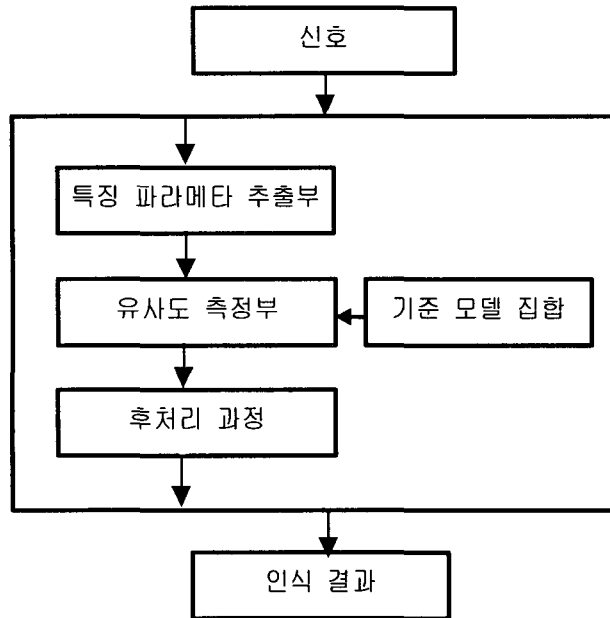
* 강원대학교 공과대학 전자공학과

만 실용적으로 사용되기 위해 중요한 실시간 음성 처리 기법, 여러 기자의 음성을 인식해야 하는 화자 독립성의 확보 및 신뢰할만한 인식 결과를 보장하는 핵심어 인식 시스템의 개발에 관한 연구를 했으며 아울러 핵심어의 확장성을 충분히 고려하여 연구를 수행했다.

II. 핵심어 인식 시스템

본 장에서는 WindowsNT 4.0 환경 하에서 일반 사운드카드의 Line-In 단자를 통해 입력되는 신호로부터 핵심어를 검출하고 그 때의 시간 정보를 기록하는 소규모 어휘에 대한 화자 독립 실시간 핵심어 검출 시스템의 구현에 관해 논한다. 그림 1은 MBC 뉴스라는 하나의 핵심어를 인식하기 위해 본 연구에서 구현한 핵심어 검출 시스템의 구조도이다. 본 장에서는 핵심어 인식기를 구성하는 각 부분별 기능에 대해 설명한다. 단, 인식 알고리즘 및 후처리 과정은 별도로 3장에서 설명할 것이다.

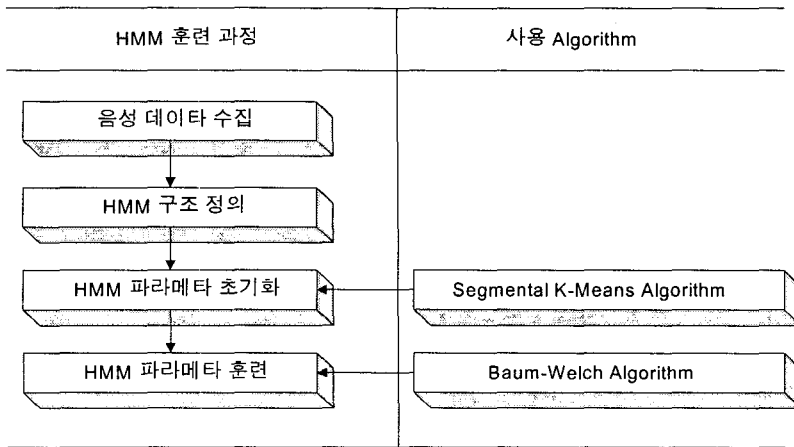
그림 1. 핵심어 인식 시스템의 구성



2.1. 핵심어 모델 생성

핵심어 모델 생성 시에는 화자 독립성을 확보할 수 있는 모델을 생성해야 한다. 이는 동일어휘에 대해서도 화자에 따라 다르게 발음되는 성질을 잘 모델링 할 수 있어야 함을 의미한다. 본 핵심어 인식기에서는 음성의 이런 시변적 성질을 비교적 잘 모델링하는 연속 분포 HMM[1][2][3]을 사용해 핵심어 음성 구간으로부터 단어 종속 모델들을 만든다. 음성 데이터로부터 이를 모델링하는 연속 분포 HMM 생성은 그림 2와 같은 과정을 통해 이루어진다.

그림 2. 핵심어 훈련과정



2.1.1. 음성 데이터 수집

음성 데이터는 50명의 남성 화자에 의해 2회 이상 발음된 약 250개의 음성을 수집했다. 이중 자동차 소리, 헬기 소리, 카메라 셔터 소리 등의 잡음이 핵심어 발음 중에 포함되거나 전화 라인을 통해 발음된 핵심어 음성 데이터를 제외한 200개의 음성 데이터만을 사용했다.

2.1.2. 인식 단위 선정

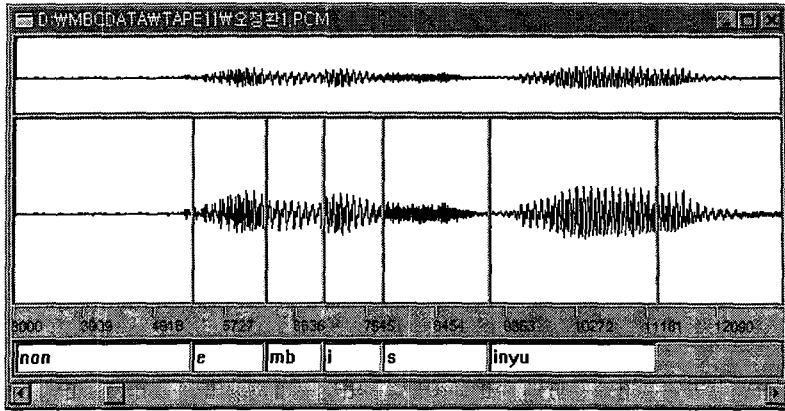
본 핵심어 인식기는 MBC 뉴스라는 핵심어를 인식하기 위해 훈련성과 일관성을 모두 만족하는 인식 단위를 선정했다. 핵심어 인식기의 목적이 MBC 뉴스라는 하나의 핵심어만을 인식하는 것이므로 다수의 화자로부터 음성을 수집할 수 있으므로 어떤 인식 단위를 사용해도 훈련성과 일관성을 모두 확보할 수 있게 된다. 통상 소규모 어휘인식 시스템의 경우에는 인식 단위를 단어로 선정하게 되나, 본 시스템에서는 단어 종속 모델을 사용한다. 그림 3은 MBC 뉴스라는 핵심어 음성에 대한 단어 종속 모델들이 어떻게 구성되어 있는지를 보여준다.

그림 3. 핵심어 어휘에 대한 단어 종속 모델

핵심어	엠		비		시		뉴		스	
음소열	에	ㅁ	ㅂ	ㅣ	ㅅ	ㅣ	ㄴ	ㅠ	ㅅ	ㅡ
단어 종속 모델명	E	MB	I	S	INYU			SS		

이 단어 종속 모델은 핵심어 음성 구간 중 일정한 성질을 보이는 구간을 구분하여 모델링하게 된다. 그림 4는 실제로 핵심어 음성 구간에 대해 단어 종속 모델을 구분한 실례를 보여준다.

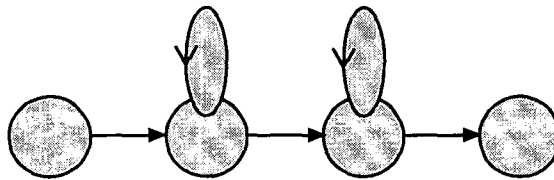
그림 4. 음성 구간 라벨링



2.1.3. HMM 구조 정의

HMM 파라메타를 훈련하기 위해서는 HMM의 기본 구조를 정의해야 하는데 본 연구에서는 그림 5와 같은 left-to-right HMM을 기본 구조로 사용한다.

그림 5. HMM의 구조



각 단어 종속 모델은 모두 위와 같은 기본 구조를 지니나, 각 모델의 State 개수는 모델링하고자 하는 음성의 평균 지속 시간에 비례해서 할당했다. Mixture는 표 1과 같이 고정해서 사용한다. 이는 기존에 알려진 실험적 결과를 이용해 결정했다[7].

표 1 핵심어에 대한 단어 종속 모델의 HMM 구조

모델명	State 개수	Mixture / State
E	5	7
MB	6	7
I	6	7
S	6	7
INYU	6	7
sil	4	1

2.1.4. HMM파라메타 초기화 및 훈련

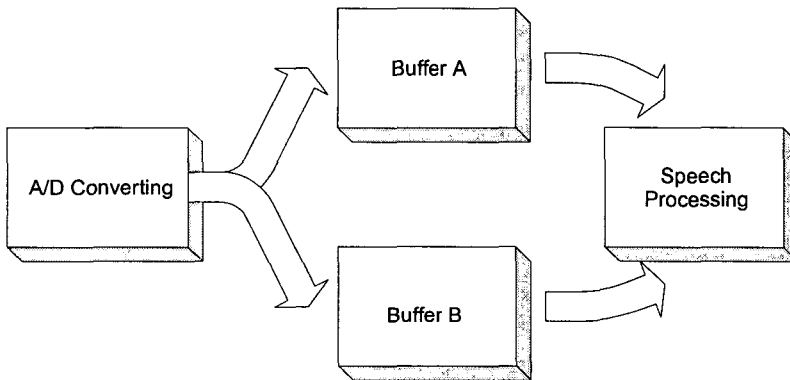
연속 분포 HMM의 평균 벡터는 초기값에 매우 민감한 영향을 받는다고 알려졌다. 따라서 Segmental k-means알고리즘을 사용해 음성데이터로부터 신뢰성있는 초기값을 설정했다. HMM

의 훈련은 이론적으로 수렴한다고 알려진 Baum-Welch 알고리즘을 사용해 HMM의 파라메타를 훈련했다.

2.2. 신호 입력부

본 연구에서는 Creative Lab사의 SoundBlaster 16PnP을 음성입력 장치로 사용했으나 WindowNT 환경 하에서 16KHz의 Sampling rate와 샘플 당 16-Bit의 해상도를 지원하는 어떤 사운드카드를 이용해도 무방하다. WindowsNT에서는 사운드 입출력을 위한 저수준 함수를 제공하며 본 인식기는 이 함수를 이용해 음성 입력을 받아들일게 된다[5]. 그림 6은 본 핵심어 인식이 실시간으로 동작하기 위해 음성을 입력받아 처리하는 기법인 Double-Buffering을 도식적으로 보여준다. Double-Buffering 방식에서는 음성 데이터를 저장과 처리를 위해 각각 하나씩 총 2개의 입력 버퍼를 사용하게 된다. 하나의 버퍼는 A/D변환된 입력 데이터를 저장하기 위해 사용하고, 다른 버퍼는 동시에 음성 처리를 위해 사용한다. 음성 처리가 끝나면 이전에 음성을 저장했던 버퍼는 음성 처리를 위해 사용하고 음성 처리를 위해 사용되던 버퍼를 입력 음성을 저장하기 위해 버퍼의 기능을 바꾸게 된다. 이와 같이 2개의 버퍼를 사용함으로써 입력 신호를 잃어버리지 않고 실시간으로 음성을 처리할 수 있게 된다. 그림 6에서 표시된 두 경로는 두 버퍼를 사용하는 부분이 서로 다름을 보여 준다.

그림 6. 실시간 처리를 위한 Double-Buffering 방식

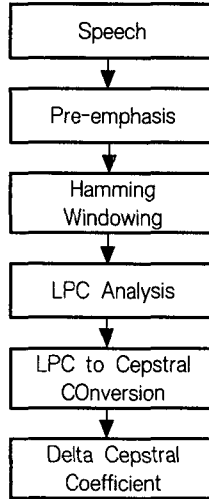


본 연구에서는 25ms의 입력 샘플을 저장할 수 있는 버퍼를 400개(1초에 해당) 할당해서 Circular-Buffering을 한다. Circular-Buffering은 Double-Buffering과 동일한 원리로 동작한다.

2.3. 음성 특징 파라메타 추출부

음성 특징 파라메타 추출부에서는 음성에 중복되어 있는 신호를 제거하고 인식에 적합한 파라메타를 구하기 위해 매 25ms마다 12.5ms의 overlapping을 하면서 그림 7과 같은 음성 분석을 통해 특징 파라메타를 추출한다.

그림 7. 음성 파라메타 추출과정



(1) Pre-emphasis

양자화된 음성 신호는 평탄한 스펙트럼 성질을 갖도록 하고, dynamic range를 줄이기 위해 다음과 같은 전달함수를 갖는 고정된 1차의 pre-emphasis를 행한다.

$$H(z) = 1 - \alpha Z^{-1}, \alpha = 0.98 \quad (1)$$

(2) Hamming Windowing

음성 신호의 Short-Time 분석 시 발생하는 에러를 최소화 하기 위해 25ms의 음성구간에 대해 다음과 같은 Hamming Window를 적용한다.

$$w(n) = 0.54 - 0.46 \cos\left(\frac{2\pi n}{N-1}\right), N = 400 \quad (2)$$

(3) LPC(Linear Prediction Coefficient) 추출

LPC는 Covariance 방법과 Autocorrelation 방법을 통해 구할 수 있는데 본 인식기에서는 다음과 같이 Autocorrelation 방식을 이용하여 구하게 된다

$$E^{(0)} = r(0)$$

$$k_i = \frac{\left\{ r(i) - \sum_{j=1}^{i-1} \alpha_j^{(i-1)} r(|i-j|) \right\}}{E^{(i-1)}}, 1 \leq i \leq P$$

$$\alpha_i^{(i)} = k_i$$

$$\alpha_j^{(i)} = \alpha_j^{(i-1)} - k_i \alpha_{i-j}^{i-1}$$

$$E^{(i)} = (1 - k_i^2) E^{(i-1)}$$

$P = \text{LPC order} = 14$

$r(i) = i's \text{ Autocorrelation}$

$\alpha_m = \text{LPC coefficients} = \alpha_m^{(p)}, 1 \leq m \leq P$

$k_m = \text{PARCOR coefficients} \tag{3}$

(4) LPC에서 Cepstral 계수로 변환

음성의 발생기관을 하나의 필터로 간주하고 그 필터의 계수를 특징 파라메타로 사용하는 인식시스템에서는 가능한 입력 소스의 성분은 제거하고 필터 자체의 계수만을 정확히 추출하는 것이 중요하다. Cepstral 계수는 Homomorphic deconvolution을 통하여 음성의 입력 소스가 분리된 필터의 계수를 의미하며 LPC 계수보다 좀더 좋은 인식성능을 보인다고 알려졌다. 식 (4)는 LPC 계수로부터 Cepstral 계수를 구하는 방식을 보인다.

$$C_0 = \ln \sigma^2$$

$$C_m = \alpha_m + \sum_{k=1}^{m-1} \left(\frac{k}{m} \right) C_k \alpha_{m-k}, 1 \leq m \leq P$$

$$C_m = \sum_{k=1}^{m-1} \left(\frac{k}{m} \right) C_k \alpha_{m-k}$$

$\sigma = \text{gain term of LPC Model}$

$C_m = \text{cepstral coefficients}$

$P = \text{cepstral coefficients order} = 14 \tag{4}$

(5) Delta Cepstral 분석

Delta Cepstral 계수는 Cepstral 계수에 대한 시간적 차분 계수로 다음과 같이 구한다.

$$d_m(t) = C_m(t + \delta) - C_m(t - \delta), 1 \leq m \leq P$$

$d_m = \text{delta coefficients}$

$P = \text{delta coefficients order} \tag{5}$

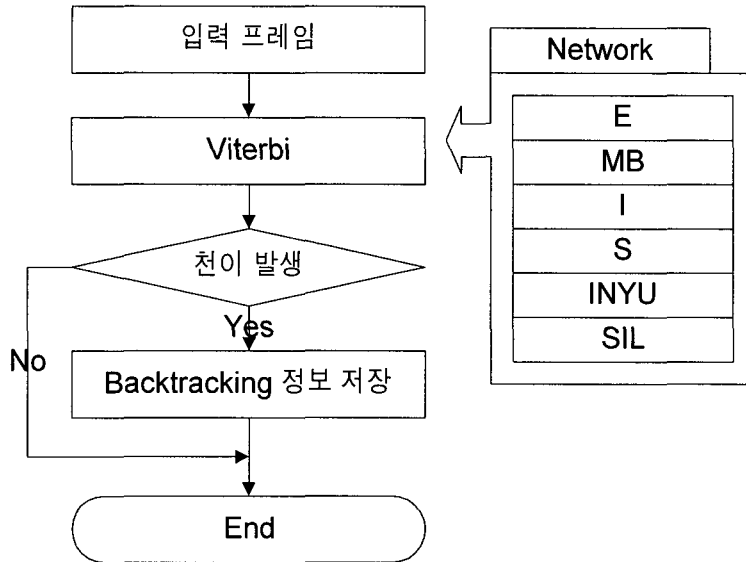
최종적으로 음성 파라메타 검출부에서는 25ms의 프레임 신호에 대해 14차의 Cepstral 계수와 14차의 Delta-Cepstral 계수를 추출하게 되며 이 28차의 파라메타를 이용해 음성을 모델링하고 인식하게 된다.

2.4. 유사도 측정부

유사도 측정부에서는 입력 신호와 기준 인식 모델간의 유사도를 측정하고 모델간 전이 정보를 저장하는 부분으로 인식 모델과 입력 음성 간의 유사도를 측정하기 위해 Viterbi 알고리즘을 사용하게 된다[4]. Viterbi 알고리즘은 HMM 모델 내 최적 상태 경로에서 관측열을 관측할 확률을 구하는 알고리즘으로 계산량이 적고 알고리즘의 확장이 간편해 모델 내 최적 경로뿐만 아니

라 모델간 전이에 대한 최적 경로 정보를 쉽게 구할 수 있는 장점이 있다. 그림 8은 유사도 측정부를 도식적으로 표시하고 있다.

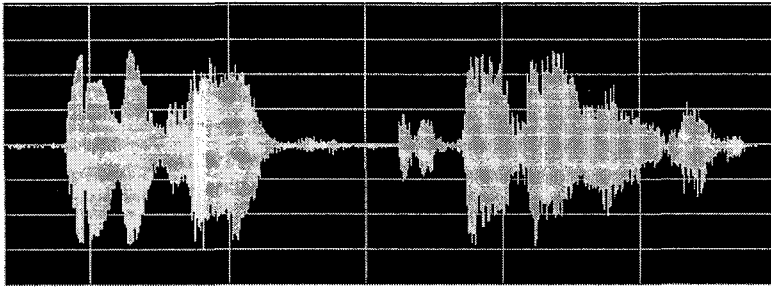
그림 8. 핵심어 인식 과정



III. 핵심어 인식기의 인식 알고리즘

핵심어 인식에서는 missing과 false alarm 두 가지 인식 오류가 발생하게 된다. missing은 핵심어가 발음된 문장 속에 포함되어 있음에도 불구하고 이를 검출하지 못해서 발생하는 오류이고, false alarm은 핵심어가 문장 속에 포함되어 있지 않음에도 핵심어를 거짓으로 검출해서 발생하는 오류이다. 핵심어 인식 시스템의 사용 목적에 따라 missing과 false alarm을 허용하는 정도의 차이가 있을 수 있으나 두 가지 인식 오류를 모두 최소화해야 한다. 본 연구에서는 MBC 뉴스에 대해 가능한 missing이 발생하지 않는 범위 내에서 false alarm의 발생 빈도를 줄이기 위해 단어 종속 모델을 이용한 연결 단어 방식 알고리즘을 사용한다. 단어 종속 모델이 올바르게 연결된 경우에만 핵심어가 검출되므로 false alarm이 줄어들고 후처리 과정에서 여러 개의 모델간 전이 경로를 검사하므로써 missing을 줄일 수 있다. 본 핵심어 인식기가 사용하는 알고리즘은 핵심어에 대한 단어 종속 모델을 사용한다는 점과 filler 모델을 사용하지 않는다는 점이 전형적인 연결 단어 방식의 핵심어 인식기와 다르다. 그림 9는 문장 속에 핵심어가 포함된 경우 이를 검출하는 과정을 보여준다.

그림 9. 핵심어 인식 결과

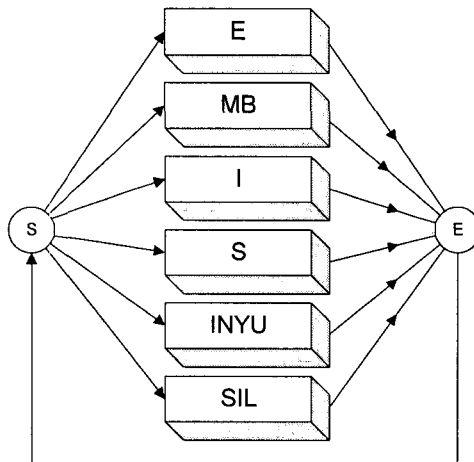


MBC 뉴스	목음	김은혜님다									
핵심어	목음	비핵심어									
EMB	I	S	INY	SS	목음	I	E	S	INY	MB	S
핵심어 검출	목음검출	비핵심어 검출									

3.1. 인식 네트워크

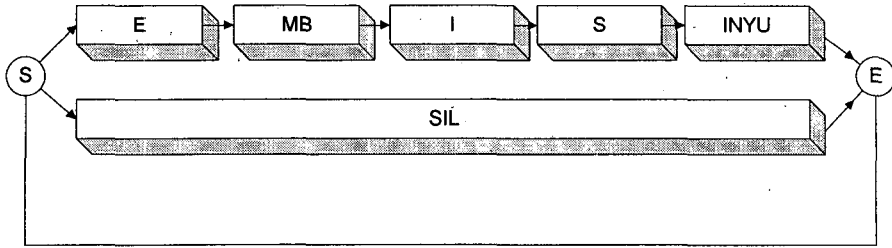
본 핵심어 인식 시스템에는 그림 10과 같은 네트워크를 사용해 모델간 전이 경로를 정의한다. 이 네트워크에서는 인식 모델 중 “스”에 해당하는 모델은 제외했다. 이는 스란 발음이 화자에 따라 발생하기도 하고 안하기도 하는 편차가 크므로 이를 인식 대상에 포함하지 않는 편이 핵심어 검출 성능을 높이는 데 도움이 되기 때문이다.

그림 10. 본 핵심어 인식기에서 사용되는 인식 네트워크 구조



위의 네트워크에서는 모든 모델이 서로 독립적으로 연속해서 인식될 수 있는 구조를 가진다. 반면 그림 11은 핵심어 구간 전체를 하나로 모델링 했을 때에 해당하는 네트워크로 모델간 전이 경로가 하나로 고정되게 되어 음성 구간이 하나로 모델링 되었음을 보여준다.

그림 11. 핵심어 전체를 하나의 모델로 구성했을 때의 인식 네트워크 구조



본 연구에서는 두 개의 네트워크에 대해 모두 인식 실험을 해보았다. 그림 11 같은 구조는 핵심어 검출 판별 기준이 오로지 입력 음성과 모델간의 유사도 값에만 의지하므로 핵심어 검출의 기준이 되는 임계치의 역할이 매우 중요해 진다. 그러나 그림 10은 모델과의 유사도 값 이외에도 모델의 인식 순서가 중요한 정보가 되며 이를 이용하여 false alarm을 크게 줄일 수 있었다.

3.2. Back-Tracking 정보

연결 단어 인식시 단어간 천이가 발생하면 그 천이 정보를 저장해 어떤 연결 과정을 거치며 인식이 일어났는지를 알아내게 된다. 본 핵심어 인식기의 경우 그림 10의 네트워크에서는 E에서 S로 인식 천이가 발생하면 그때의 천이 정보를 저장한다. 이는 후처리 과정에서 현재의 입력 프레임을 기준으로 과거에 어떤 모델이 인식되었는지를 알기 위해 사용하게 된다. Back-Tracking 정보는 그림 12와 같이 구성되어 있어 과거에 인식된 모델의 순서와 그 순서를 따라 인식되었을 때의 누적 확률을 구할 수 있게 해준다. Back-Tracking 정보 저장 시에는 천이가 발생한 모델 중 가장 큰 누적 확률을 나타내는 2개의 모델에 대한 정보를 저장한다.

그림 12. Back-Tracking 정보의 구조

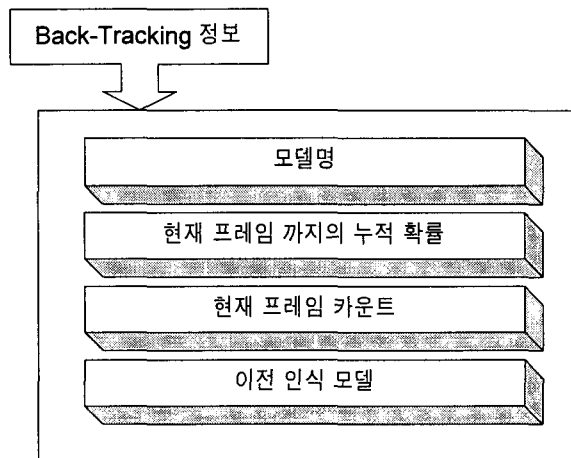


그림 13는 인식기가 MBC뉴스를 검출했을 때 저장되어 있는 Back-Tracking 정보의 한 경우를 보여 준다.

그림 13. 핵심어 검출시의 Back-Tracking 정보의 예제

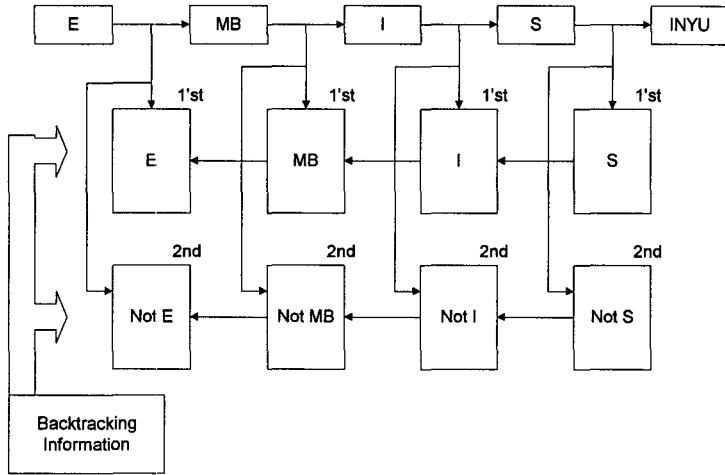
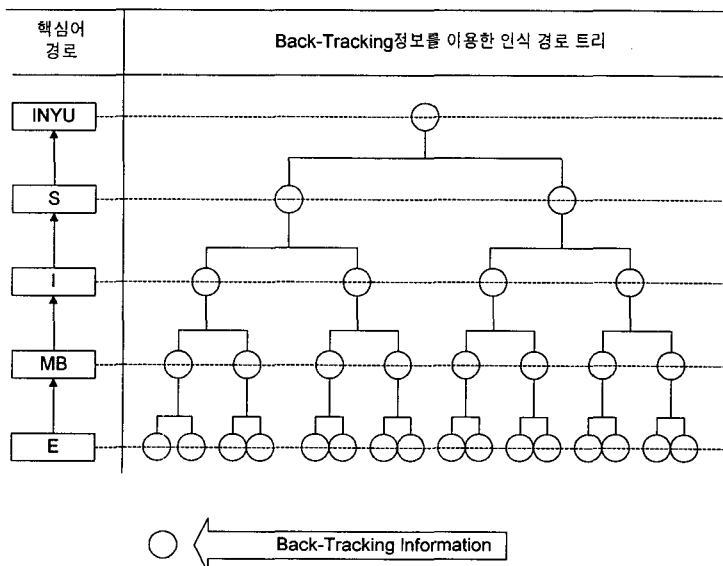


그림 13에서는 모델이 전이하는 곳에서 2개의 모델 정보를 저장함을 보여준다.

3.3. 후처리 과정

후처리 과정에서는 유사도 측정 시에 저장된 Back-Tracking 정보를 이용해 MBC 뉴스라는 핵심어가 발음되었는지를 확인하는 과정으로 Back-Tracking 정보를 이용하면 그림14와 같이 입력 음성에 대해 순차적으로 인식된 모델의 경로를 2진 트리로 구성할 수 있다. 모든 경로에 대해 검색할 수 있으나 누적 확률이 상위 8위 안에 드는 것에 전이 경로 중 E MB I S INYU의 경로를 지나는 것이 있는지를 검사한다. 만일 존재한다면 MBC 뉴스란 핵심어가 검출되었다고 간주하고 그 경로에 대한 누적 확률을 임계치와 비교해 MBC 뉴스 검출 여부를 판별하게 된다.

그림 14. Back-Tracking 정보를 이용한 인식 경로 트리



IV. 결 론

본 연구에서는 하나의 핵심어 MBC 뉴스를 실시간으로 인식하는 핵심어 인식 시스템의 구현 하였다. 본 핵심어 인식 시스템은 연결 단어 인식에 기반을 둔 핵심어 인식 시스템으로 연속 분포 HMM을 이용하여 핵심어에 대한 모델을 생성하고 Viterbi 알고리즘을 이용해 임의의 입력 음성과 핵심어 모델간의 유사도를 측정하고 모델이 인식된 순서인 모델간 전이 경로를 구하게 된다. 이 모델간 전이 경로와 유사도 값을 이용해 핵심어 인식을 하게 되며 이는 인식 모델과 입력 음성간의 유사도 값만으로 핵심어의 검출 유무를 판별하는 고립 단어 방식의 핵심어 검출 시스템에 비해 좋은 검출 성능을 보이게 된다. 핵심어 검출 시에는 false alarm과 missing 두 가지의 오류가 발생할 수 있으므로 가능한 이 오류를 최소화하기 위한 노력이 필요하다. 본 연구에서는 false alarm을 줄이기 위해 핵심어 MBC 뉴스에 해당하는 모델을 전 음성 구간에 해당하는 하나의 모델로 생성하지 않고 핵심어 음성 구간을 여러 개의 단어 종속 모델로 생성하고 이들 모델이 서로 독립적인 모델이라 간주하고 연결 단어 방식으로 인식한다. missing을 줄이기 위해서는 모델간 전이 경로인 Back-Tracking정보로부터 하나의 최적 인식 경로만이 아닌 상위 8위까지의 최적 경로를 검색함으로써 연결 단어 인식 시 발생할 수 있는 인식 상의 오류를 보상함으로써 missing을 줄였다. 그러나, 본 연구에서는 주위의 잡음 환경에 능동적으로 대처하는 기능에 관한 연구가 부족하여 자동차 소리, 헬기 소리 등의 잡음이 포함되거나 전화음성 같이 신호의 왜곡이 발생한 상황에서는 저조한 인식 성능을 보인다. 이는 핵심어 인식기가 실제 작업 현장에서 사용되기 위해서는 반드시 해결해야 할 문제점으로 앞으로의 연구에서 심도 있게 다루어져야 한다. 또한, 본 핵심어 검출기에서는 전형적인 핵심어 검출기가 포함하고 있는 비핵심어에 관한 모델이 없다. 비핵심어 모델은 Task Domain이 정해진 환경에서 빈번하게 발생하는 핵심어가 아닌 음성 구간을 모델링한 것으로 핵심어와 비핵심어 간의 변별력을 높이는 역할을 담당한다. 그러나, 본 핵심어 검출기는 무제한 어휘 속에서 MBC 뉴스만을 검출하는 시스템으로 비핵심어 음성을 정의하고 모델링 하기가 쉽지 않다. 비록 모든 음소나 음절에 대한 비핵심어 모델을 만들기도 하나 본 연구에서는 이런 단위의 비핵심어 모델을 생성하기 위한 음성 데이터의 수집에 어려움이 있었다. 그러나, 핵심어 음성 구간으로부터 생성한 단어 종속 모델이 서로 독립적이라고 간주하고 인식을 수행하므로 하나의 단어 종속 모델입장에서 보면 다른 모델은 비핵심어 모델에 해당하게 되므로 비핵심어 모델과 유사한 기능을 가지게 된다. 앞으로의 연구에서는 최적의 비핵심어 모델을 찾고 이를 포함했을 때의 성능 변화를 비교해 보는 것이 필요하다. 그러나 전반적으로 살펴볼 때 본 핵심어 검출 시스템은 자연스럽게 발음된 음성 속에서 특정 핵심어 MBC 뉴스를 잘 검출한다. 이는 핵심어 검출 시스템이 위와 같이 특정 핵심어를 검출하고 자동화하는 여러 응용 분야에 실제로 사용될 수 있음을 보여 준다고 하겠다.

참 고 문 헌

- [1] Entropic Research Laboratory, Inc. 1993. HTK-Hidden Markov Model Toolkit,
- [2] Joseph Picone Continuous Speech Recognition Using Hidden Markov Models. 1990. *IEEE ASSP Magazine*, 27-41.
- [3] Lawrence R. Rabiner. 1989. "A Tutorial on Hidden Markov Models and Selected Applications in Speech Recognition." *Proc. IEEE*, 77(2), 257-286.

- [4] Chin-Hui Lee, Lawrence R. Rabiner. 1989. "A Frame-Synchronous Network Search for connected Word Recognition", *IEEE Trans. On Acoustics, Speech and Signal Processing*, 37(11), 27-41.
- [5] Microsoft Windows3.1 Guide to Programming. 1992. Microsoft Press.
- [6] 김형순. 1996. "핵심어 검출기술 및 그 응용." 제 13회 음성 통신 및 신호 처리 워크샵. 39-44, 1996.
- [7] L. R Rabiner, J. G. Wilpon, and F. K Soong. 1988. "High Performance Digital Recognition, Using Hidden Markov Models." In Proceedings IEEE International Conference on Acoustics, *Speech and Signal Processing*, 119-112.

접수일자 : '98. 2. 24.

게재결정 : '98. 3. 22.

▲ 강원도 춘천시 효자2동

강원대학교 공과대학 전자공학과(우 : 200-701)

Tel: (0361) 250-6322 (O) Fax: (0361) 56-6327

e-mail: ijchung@cc.kangwon.ac.kr