

음소를 이용한 한국어 음성 신호의 분석과 인식에 관한 연구

A Study on the Analysis and Recognition of Korean Speech Signal using the Phoneme

김 영 일*, 황 영 수**, 윤 대 회*** 차 일 환***

(Y. I. Kim, Y. S. Hwang, D. H. Youn, I. W. Cha)

요 약

본 연구는 한국어를 음소별로 분리하여 인식하는 실험에 관한 연구이다.

한국어 단어 545개를 자음 음소, 모음 음소, 받침 음소로 분리하여 선형 예측 계수로 인식한 결과, 각각 87.3(%), 91.0(%), 91.7(%)의 인식률을 얻었고, 이 음소들을 결합한 단어에서는 71.4(%)의 인식률을 얻었다.

음소 분리 및 음소 인식은 Itakura-Saito 거리 측정을 이용하였다.

ABSTRACT

In this paper, Korean language recognition using the phoneme is studied.

The experiment is carried out by dividing 545 isolated words into phonemes. Using linear prediction coefficients the recognition rate of consonants, vowels, and end-consonants are 87.3(%), 91.0(%), and 91.7(%), respectively. Recognition rate of isolated words combined with the phonemes is 71.4(%).

Itakura-saito distortion measure is used to phoneme segmentation and phoneme recognition.

I. 서 론

음성은 인간이 사용하는 정보 전달 수단 중에서도 가장 자연스럽고, 많이 사용되는 수단이다. 또한, 음성은 다른 입력 수단에 비해 뛰어나고, 사용상의

이점이 크기 때문에 음성으로 인간과 기계 사이의 정보 전달이 가능하게 되면 여러면에서 매우 편리하다.

반도체와 컴퓨터 및 통신 기술 등의 발달과 오늘날의 사회가 정보화시대로 되어 감에 따라, 음성으로 인간과 기계 사이에서의 정보 전달의 중요성이 더욱 증대되기 때문에, 음성 인식 시스템의 개발이 매우 중요하다.¹⁾²⁾³⁾

*경상대학교 공과대학 전자공학과 교수

**관동대학 전자공학과 교수

***연세대학교 공과대학 전자공학과 교수

한국어 음성에 관한 지금까지의 연구는 주로 단어 자체의 비교에 의한 숫자음 및 특정 단어의 분석과 인식에 관한 것으로 특정한 단어 음성만을 인식하기 때문에 인식할 수 있는 단어수가 제한되었고, 또 인식하려는 단어수가 많아지면 대량의 기억 용량이 필요하고 처리 시간도 비교적 많이 소요된다. 따라서, 작은 수의 음소를 이용하여 한국어 음성을 인식하게 되면, 작은 데이터와 기억 용량으로 많은 단어를 인식할 수 있다.

본 연구에서는 자음-모음-받침으로 구성된 한국어 단어 545개를 자음음소와 모음 음소 및 받침음소로 각각 분리하고, 이 분리된 각 음소들을 선형 예측법을 이용하여 인식하고자 한다. 이 때, 음소 분리 및 음소 인식은 Itakura-Saito 거리 측정법을 이용한다.⁵⁾⁶⁾⁷⁾⁸⁾

II. 음성 신호 처리

음성의 분석은 음성에 포함된 특성 즉, 특징 파라미터를 추출하는 것인데, 이 특징 파라미터 추출법은 관측된 음성 신호의 시간적 변화를 그대로 이용하는 방법과 음성 신호가 포함하고 있는 주파수 성분을 이용하는 방법이 있다.

음성 신호의 주파수 스펙트럼을 일정하지 않고, 주파수가 높을수록 그 성분이 작아지게 되어, 주파수가 2배로 되면 약 6(dB)의 기울기로 그 파워의 진폭 특성이 작아진다. 따라서, 음성 신호 분석 전에 먼저 6(dB/oct)의 기울기를 갖는 고역 강조 필터를 통과시켜, 음성 신호의 스펙트럼이 저역부터 고역까지 같은 S/N비를 갖게 하는 프리엠퍼시스를 행하였다.

$$H(Z)=1-aZ^{-1} \quad (1)$$

여기서, a 는 1이나 1에 근사한 값을 갖는다.

특징 파라미터의 추출은 창함수를 이용하여 잘라낸 어떤 구간의 유한 개의 음성 데이터에 대해서 행하여지고, 이러한 창함수에는 여러 가지가 있지만, 주로 다음과 같은 Hamming 창을 많이 사용한다.

$$W(n)= \begin{cases} 0.54-0.46 \cos(2\pi n/(N-1)), & n=0, \dots, N-1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

보통 음성 발생 기구를 선형 시스템으로 볼 수 있으므로, 현재의 음성 신호는 과거의 신호 즉, 과거의 샘플들의 선형 결합으로 예측된다. 현재의 예측된 음성 신호 $\hat{S}(n)$ 은 다음과 같다.

$$\hat{S}(n) = -\sum_{i=1}^p a(i) S(n-i) \quad (3)$$

여기서 $a(i)$ 는 선형 예측 계수이다.

그러므로, 이 선형 예측법에 의해 실제의 음성 신호값이 정확히 추정되며, 실제의 신호값과 예측된 신호값과의 오차 신호 $e(n)$ 의 파워를 감소시키는 것이 가능하다. 또, 오차 신호 $e(n)$ 은 다음과 같이 주어진다.

$$\begin{aligned} e(n) &= S(n) - \hat{S}(n) \\ &= S(n) + \sum_{i=1}^p a(i) S(n-i) \end{aligned} \quad (4)$$

선형 예측법에서는 예측 계수 $a(i)$ 를 구하는 것이 중요하며, 예측 계수 $a(i)$ 를 구하는 방법은 식 (4)에서 구한 오차 신호 $e(n)$ 이 최소가 되도록 결정하면 된다. 그래서, 어떤 구간의 오차 신호 $e(n)$ 의 제곱 E^2 을 도입하여, E^2 이 최소가 되도록 하여 구한다. 오차 신호의 제곱 E^2 은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} E^2 &= \sum_n e(n)^2 \\ &= \sum_n (S(n) + \sum_{i=1}^p a(i) S(n-i))^2 \end{aligned} \quad (5)$$

오차 제곱 E^2 을 최소로 하는 계수를 구하기 위해서는 E^2 을 $a(i)$ 에 대해서 편미분을 하여, 그 값이 0이 되는 조건을 구하면 되고, 그 관계는 다음과 같다.

$$\frac{\partial E^2}{\partial a(i)} = 0 \quad (1 \leq i \leq p) \quad (6)$$

선형 예측 계수의 예측 차수는 성도의 공진 특성인 폴란트 주파수의 추출과 밀접하게 관계가 있고, 예측 차수는 주로 샘플링 주파수에 좌우된다. 즉, 샘플링 주파수가 10(KHz)이면, 성도를 나타내는 예측 차수는 10차이다. 또, 음원 스펙트럼(source excitation spectrum)과 방사 부하로 인하여 예측 차수는 2~5차가 추가된다. 실제로, 예측 계수를 계산할 때, 예측 차수는 12~15차이고, 예측 차수가 낮으면 계산량이 감소되지만, 성도 정보의 일부가 추출되지 않는다.

음성의 인식은 음성을 분석하여 그 중에 포함된 언어적 특징을 추출하고, 그것에 의해 언어 기호의 표시로 변환하는 처리이다.

직접 단어를 인식하는 방법은 인식 처리가 단순하고, 높은 인식률을 얻을 수 있지만, 단어당 필요로 하는 메모리 양이나 처리량이 많아지기 때문에 한정된 몇 개의 단어 인식 시스템에 적합하지만, 많은 단어를 인식하기에는 부적합하다.

많은 단어를 처리하고, 인식하기 위해서는 단어를 음절로 나누어서 처리하면, 데이터 양을 줄일 수 있고, 또 음절에서 다시 음소로 분리하면, 처리할 데이터 양을 최소로 줄일 수 있고, 처리 시간도 단축된다.

대부분의 음성 인식의 유사도 또는 거리 측정에는 음성 특징 계수와 밀접한 관련을 맺고 있으므로, 음성 특징 계수에 따라 적합한 방법을 사용해야 한다. 선형 예측 계수를 이용한 거리 측정에는 Itakura-Saito 거리 측정이 가장 효과적인 것으로 알려져 있다.

음성 생성에 대한 spectral density $f(\theta)$ 는 다음과 같다.

$$\frac{1}{f(\theta)} = \frac{|A(e^{j\theta})|^2}{\sigma^2} \tag{7}$$

여기서 σ^2 은 $f(\theta)$ 의 이득을 나타낸다.

Itakura-Saito 거리는 두 개의 spectral f 와 \hat{f} 사이의 거리를 다음과 같이 정의된다.

$$d_{is}(f, \hat{f}) = \int_{-\pi}^{\pi} \left| \frac{f}{\hat{f}} - \ln\left(\frac{f}{\hat{f}}\right) - 1 \right| \frac{d\theta}{2\pi} \tag{8}$$

f 가 Toeplitze 행렬의 형태로 표현되고, 필터 차수가 p 차이면 식 (8)은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$d_{is}(f, \hat{f}) = \frac{\sigma^2}{\hat{\sigma}^2} \frac{\hat{a}^T R \hat{a}}{a^T R a} + \ln\left(\frac{\sigma^2}{\hat{\sigma}^2}\right) - 1 \tag{9}$$

여기서, 첨자 T는 전치행렬을 나타내고,

$$a = (a(0) \ a(1) \ \dots \ a(p))^T \tag{10}$$

$$\hat{a} = (\hat{a}(0) \ \hat{a}(1) \ \dots \ \hat{a}(p))^T \tag{11}$$

$$R = \begin{pmatrix} R(0) & R(1) & \dots & R(p) \\ R(1) & R(0) & \dots & R(p-1) \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ R(p) & R(p-1) & \dots & R(0) \end{pmatrix} \tag{12}$$

이다.

Test spectral density f 와 reference spectral density \hat{f} 에서 이득 σ 와 $\hat{\sigma}$ 가 같다고 하면, 이득-정규화 거리 측정은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$d_{GN}(f, \hat{f}) = \frac{\hat{a}^T R \hat{a}}{a^T R a} - 1 \tag{13}$$

Spectral density f 는 예측 계수 행렬 a 와 자기 상관 행렬 R 를 가지며, \hat{f} 는 예측 계수 행렬 \hat{a} 를 갖는다.

III. 실험 및 결과

방음 장치가 되어 있는 스튜디오에서 남자 아나운서가 보통 속도로 정확히 발음한 단음을 고감도 녹음기로 녹음한 후, 4(KHz)의 저역 통과 필터를 통과시켜 고주파 성분을 제거하여 A/D 변환을 하였다. A/D 변환시의 샘플링 주파수는 10(KHz)이고, 8비트로 양자화 하였다.

A/D 변환된 데이터를 100(Hz)의 디지털 고역 통과 필터로 처리하여 음성 신호에 포함될 수 있는 직류 성분이나 전원 잡음으로 인한 영향을 제거하

였다.

분석할 음성 구간이 정해지면, 그 구간을 프리엠퍼시스와 Hamming 창을 이용하여 분석할 음성 데이터를 취하였다.

특정 파라미터로는 선형 예측 계수를 이용하였으며, 선형 예측 계수를 이용한 거리 측정에는 Itakura-Saito 거리 측정이 가장 효과적이므로, 이것을 이용하여 음소 분리와 음소 분석 및 음소 인식을 행하였다.

화자 종속의 방법으로 인식 실험을 행하였다.

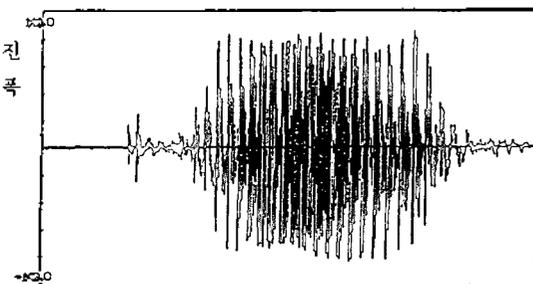
1. 음소의 분리 실험

먼저 평균 에너지를 이용하여 시작 점과 끝점을 검출한 후, Itakura-Saito 거리 측정을 이용하여 각각의 음소로 분리하였다.

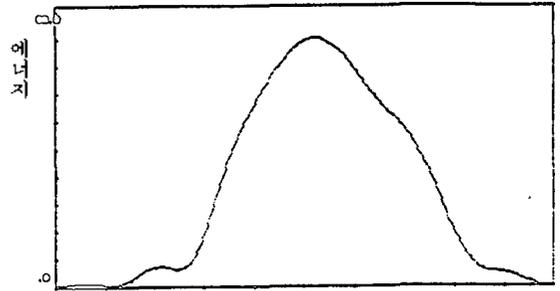
그림 1의 (a)는 '각'의 음성 파형을 나타내며, 그림 1의 (b)는 음성 '각'의 평균 에너지를 나타낸 것으로, 근접한 프레임들의 데이터의 일부가 중복되면서 순차적으로 각 프레임마다의 평균 에너지를 구한 것이다. 이 때, 각 프레임 당 데이터 수는 150개이며, 프레임의 주기는 50개 이다.

그림 1의 (c)는 음성 '각'을 선형 예측 계수를 이용하여 Itakura-Saito 거리를 측정한 것을 나타낸 것으로, 근접한 프레임들의 데이터의 일부가 중복되면서 순차적으로 각 프레임에서 바로 인접한 프레임과의 Itakura-Saito 거리를 측정한 것이다. 이때, 각 프레임 당 데이터 수는 256개이며, 프레임의 주기는 100개이다.

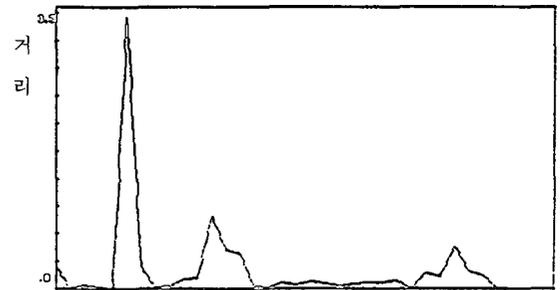
먼저 자음(ㄱ)을 발성한 후 뒤이어서 계속되는



(a) 음성파형



(b) 평균 에너지



(c) Itakura-Saito 거리

그림 1. 음소의 분리

모음(아)를 발성하고, 다시 받침(ㄱ)을 발성하여 음성 '각'을 형성한다. 따라서, 음성 기관이 자음(ㄱ)→모음(아)→받침(ㄱ)의 순으로 변천하기 때문에, 음성 '각'은 자음(ㄱ)→모음(아)→받침(ㄱ)의 순으로 음향적 성질이 시간적으로 변화된다.

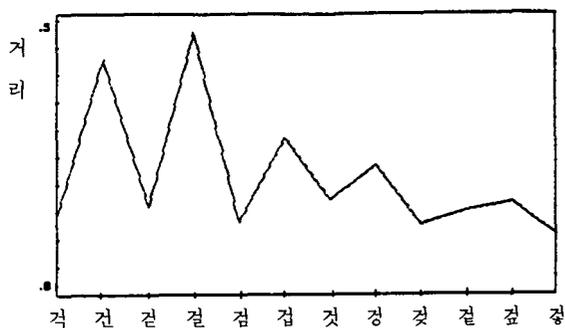
그러므로, 그림 1의 (c)에서 보는 바와 같이 각 음소의 천이 부분에서 Itakura-Saito 거리의 차이가 많으므로, 이 부분을 각 음소의 경계로 하였다.

2. 음성의 분석 실험

먼저 한국어 단음을 자음 음소와 모음 음소 및 받침 음소로 각각 분리하여 선형 예측 계수를 구한 후, Itakura-Saito 거리 측정을 이용하여 동일한 음소의 유사성을 조사하였다. 이 때, 분석한 각 음소들의 데이터수는 각각 256개이고, 프리엠퍼시스를 행한 후, Hamming 창으로 각 음소들의 중간 부분에서 취하였고, 선형 예측 계수의 예측 차수는 15차이다.

그림 2의 (a)는 단음 '적', '견', '결', '절', '검', '검', '갓', '강', '갓', '갈', '갈', '장' 중 무성 자음 음소인 'ㄱ'을 취한 후 자기 상관의 평균을 구하여 선형

예측 계수를 계산하고, 이것과 각 단음의 'ㄱ'과의 Itakura-Saito 거리를 구한 결과를 각 단음별로 나타낸 것이고, 그림 2의(b)는 단음 '막', '만', '말', '밭', '밤', '맛', '망', '맛', '말' 중 유성 자음 음소인 'ㄹ'의 자기 상관의 평균을 구하여 선형 예측 계수를 계산하고, 이것과 각 단음의 'ㄹ'과의 Itakura-Saito 거리를 구한 결과를 각 단음별로 나타낸 것이다.



(a) 무성 자음



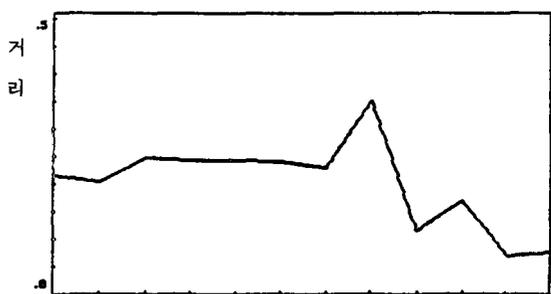
(b) 유성 자음

그림 2. 자음 음소의 유사성 조사 결과

그림 2에서 직선은 각 단음의 Itakura-Saito의 거리값을 연결한 것이다.

그림 2에서 보는 바와 같이, Itakura-Saito 거리의 차이가 작으므로 모음 부분과 받침 부분은 다르지만, 동일한 자음 부분은 거의 같은 성질을 가짐을 알 수 있다.

그림 3은 단음 '갓', '낫', '갈', '날', '말', '밭', '밭', '밭', '밭', '밭' 중 모음 음소인 'ㅏ'를 자음의 경우와 같은 방법으로 Itakura-Saito 거리를 구한 결과를 단음별로 나타낸다.



갓 낫 갈 날 말 밭 밭 밭 밭 밭 밭

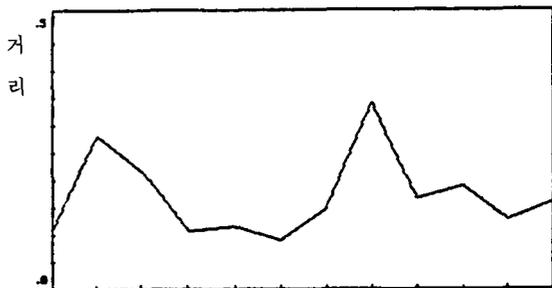
그림 3. 모음 음소의 유사성 조사 결과

그림 3에서도 자음의 경우와 같이 거리의 차이가 작으므로 자음 부분과 받침 부분은 다르지만, 동일한 모음 부분도 같은 성질을 가진다.

그림 4의 (a)는 단음 '각', '낙', '닥', '락', '막', '박', '삭', '작', '착', '탁', '콧', '학' 중 무성 받침 음소인 'ㄱ'을 취한 후 자음의 경우와 같은 방법으로 Itakura-Saito 거리를 단음별로 나타내고, 그림 4의 (b)는 단음 '감', '남', '담', '팜', '밤', '삼', '잠', '참', '캬', '탐', '팜', '함' 중 유성 받침 음소 'ㄹ'의 Itakura-Saito 거리를 단음별로 나타낸다.

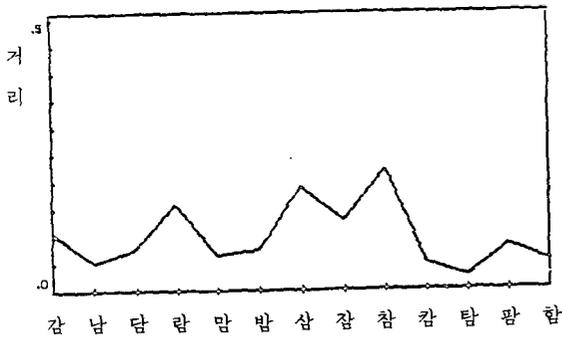
그림 4에서도 거리의 차이가 작으므로 자음 부분과 모음 부분은 다르지만, 동일한 받침 부분도 거의 같은 성질을 가진다.

이와 같이 선형 예측 계수를 이용하여 동일한 음소들의 Itakura-Saito 거리를 측정 한 실험 결과에서, 동일한 음소들을 그 특성이 비슷하며, 또 단음들을 음소별로 각각 자음 음소와 모음 음소 및 받침 음소로 각각 분리하여 인식할 수 있다.



각 낙 탁 락 막 박 삭 작 착 탁 콧 학

(a) 무성 받침



(b) 유성 받침

그림 4. 받침 음소의 유사성 조사 결과

3. 음성의 인식 실험

인식 실험은 각 음소들의 자기 상관과 선형 예측 계수를 구하고, 이미 저장된 표준 패턴들과 비교하여 행한다.

동일한 음소들의 자기 상관의 평균에서 선형 예측 계수를 구하여, 이것을 그 음소의 표준 패턴으로 한다.

단음을 자음과 모음 및 받침으로 각각 분리하여 특징 파라미터인 선형 예측 계수를 추출한 후, 각 음소별로 미리 저장된 각각의 음소들의 표준 패턴과의 Itakura-Saito 거리를 비교하여 Itakura-Saito 거리의 차이가 최소인 패턴을 가장 유사한 음소로 판정한다. 이러한 음소들의 인식 결과를 결합하여 단음을 인식한다.

인식 과정은 먼저 모음을 인식하고, 자음은 계속되는 모음에 약간 영향을 받으며, 또 받침도 앞의 모음에 약간 영향을 받으므로, 자음과 받침의 표준 패턴은 모음별로 각각 선정하여 자음과 받침을 인식한다. 자음과 모음 및 받침의 인식 결과를 결합하여 단음을 인식한다. 이때, 분석 실험에서와 같이 각 음소들의 데이터 수는 각각 256개이고, 선형 예측 계수의 예측 차수는 15차이다.

자음 14개(ㄱ~ㅎ), 모음 6개(아, 어, 오, 우, 으, 이), 받침 14개(ㄱ~ㅎ)을 서로 조합하여 현재 사용하는 자음-모음-받침으로 구성된 단음 545개를 선형 예측 계수를 이용한 Itakura-Saito의 거리 측정으로 인식한 자음 음소와 모음 음소 및 받침 음소의 인식 결과는 각각 표1, 표2, 표3과 같고, 이러한 음소

의 인식 결과를 결합한 단음의 인식 결과는 표4와 같다.

표1, 표2, 표3의 각 음소에 대응되는 숫자는 각 음소에서 오인식된 갯수를 나타내고, 표2와 표4에서 괄호 안의 값은 모음과 받침의 인식 결과는 그대로 놓고, 음운 법칙과 문법 체계와 틀리는 자음의 인식 결과를 보정한 인식 결과이다.

받침의 인식에서는 ㄱ은 ㄱ으로, ㅅ, ㅆ, ㅈ, ㅊ, ㅌ, ㅎ은 ㄷ으로, ㅍ은 ㅂ으로 각각 대표되는 받침으로 하여 인식을 하였다.

무성음보다 유성음의 경우가 비교적 인식률이 높다.

실제로 단음의 인식에서는 자음, 모음, 받침의 오인식의 합만큼 오차 수가 증가하여 단음의 인식률이 떨어지지만, 인식과정에서 음소의 오인식이 중복되었기 때문에 단음의 인식률이 조금 높게 나타났다.

IV. 결 론

한국어 단음을 자음 음소와 모음 음소 및 받침 음소로 각각 분리하여 인식을 행하는 실험을 행하였다.

먼저 각 음소들의 분석 실험을 통하여 동일한 음소들은 그 특성이 거의 유사하고, 자음-모음-받침으로 구성된 한국어 단음 545개를 자음 음소, 모음 음소, 받침 음소로 분리하여 선형 예측 계수로 인식한 결과, 각각 87.3(%), 91.0(%), 91.7(%)의 인식률을 얻었고, 이 음소들을 결합 시킨 단음의 인식에서는 71.4(%)의 인식률을 얻었다.

지금까지의 한국어 음성의 인식에 대한 연구는 단어 자체의 비교에 의한 숫자음과 지역명만을 인식하였지만, 본 연구에서는 한국어 단음을 음소별로 분리하여 인식하면, 작은 데이터 양으로 처리 시간을 단축시켜 인식할 수 있음을 확인하였다.

이와 같이 한국어 음성을 음소별로 분리하여 처리하는 연구가 진행되면, 모든 단음, 단어, 연속음, 문장 등을 작은 데이터 양으로 인식이 가능하고, 앞으로 처리 시간을 단축시킬 수 있는 알고리즘의

표 1 자음 음소의 인식 결과

	ㄱ	ㄴ	ㄷ	ㄹ	ㅁ	ㅂ	ㅅ	ㅆ	ㅈ	ㅊ	ㅋ	ㆁ	ㅇ	
ㄱ						2 (2)	1 (1)						1 (1)	
ㄴ				8 (8)	2 (2)									
ㄷ	1 (0)					1 (1)	1 (1)	2 (2)			1 (1)			
ㄹ								1 (1)						
ㅁ		2 (2)	1 (1)					1 (1)						
ㅂ	3 (2)		2 (2)									1 (1)		
ㅅ	1 (0)		2 (2)			1 (1)			4 (2)		2 (2)			
ㅆ			1 (1)				2 (2)							
ㅈ							1 (1)	4 (3)						
ㅊ	5 (2)					2 (1)						2 (0)	2 (1)	
ㅋ							4 (2)			1 (1)		3 (3)		
ㆁ	1 (1)		1 (1)			1 (1)				4 (3)			2 (0)	
ㅇ	7 (3)		4 (4)			2 (1)						1 (1)		
오차수	18 (8)	2 (2)	11 (11)	8 (8)	2 (2)	9 (7)	9 (7)	8 (7)	4 (3)	5 (4)	3 (3)	7 (5)	5 (2)	91 (69)
인식대상 수	59	52	51	40	43	43	48	48	41	21	29	35	35	545
인식수	41 (51)	50 (50)	40 (40)	32 (32)	41 (41)	34 (36)	39 (41)	40 (41)	37 (36)	16 (17)	26 (26)	28 (30)	30 (33)	454 (476)
인식률	$\frac{454(476)}{545} = 83.3(87.3) \%$													

표 2. 모음 음소의 인식 결과

	아	어	오	우	으	이	
아		5					
어			2				
오		4		8		3	
우			5		10	4	
으		1	1	6			
이							
오차수	0	10	8	14	10	7	49
인식대상 수	114	98	88	81	77	87	545
인식수	114	88	80	67	67	80	496
인식률	$\frac{496}{545} = 91.0(\%)$						

표 3. 받침 음소의 인식 결과

	ㄱ	ㄴ	ㄷ	ㄹ	ㅁ	ㅂ	ㅇ	
ㄱ			3			7		
ㄴ								
ㄷ	3					8		
ㄹ								
ㅁ	1							
ㅂ	9		13					
ㅇ					1			
오차수	13	0	16	0	1	15	0	45
인식대상 수	71	66	124	71	74	76	63	545
인식수	58	66	108	71	73	61	63	500
인식률	$\frac{500}{545} = 91.7(\%)$							

표 4. 단음의 인식 결과

	자 음	모 음	받 침	단 음
인식률(%)	83.3(87.3)	91.0	91.7	67.9(71.4)

개발과 하드웨어의 실현이 이루어지면, 실시간으로 음성을 인식할 수 있으며, 많은 사람들의 음성을 분석함으로써 실용화할 수 있다.

이 연구는 1988년도 한국과학재단 연구비지원에 의한 결과임.

참 고 문 헌

1. L.R.Rabiner and R.W.Schafer, Digital Processing of Speech Signal, Prentice-Hall Inc., 1978.
2. J.D.Markel and A.H. Gray, Jr., Linear Prediction of Speech, Springer-Verlag, 1976.
3. R. W.Schafer and J.D. Markel, Speech Analysis, IEEE Press, 1979.

4. N.R. Dixon and T.E. Martin, Automatic Speech & Speaker Recognition, IEEE Press, 1979.
5. F. Itakura, "Minimum Prediction Residual Principle Applied to Speech REcognition," IEEE, Trans. on ASSP, Vol. ASSP-23, pp.67-72, Feb. 1975.
6. J.M. Tribolet, L.R. Rabiner, and M.M. Sondhi, "Statistical Properties of an LPC Distance Measure," IEEE, Trans. on ASSP, Vol. ASSP-27, No. 5, pp. 550-558, Oct., 1979.
7. R.M. Gray, A. Buzo, A.H. Gray, JR., and Y. Matsuyama, "Distortion Measures for Speech Rrocessing," IEEE, Trans. on ASSP, Vol.ASSP-28, No.4, pp.367-376, Aug., 1980.
8. P.D. Souza and P.J. Thomson, "LPC Distance Measures and Statistical Tests with particular Reference to the Likelihood Ratio," IEEE, Trans. on ASSP, Vol. ASSP-30, NO. 2, pp.304-315 Apr., 1982.
9. R. Andre-Obrecht, "A New Statistical Approach for the Automatic Segmentation of Continuous Speech Signal," IEEE, Trans. on ASSP, Vol. ASSP-36, No. 1,pp.29-40, Jan., 1988.
10. 은종관, 이황수, 김희린, "Recursive Least-Square 알고리즘을 이용한 한국어 음소 분류에 관한 연구," 한국음향학회지, Vol.6, No. 3, pp. 60-67, 1987.

△김 영 일(정회원) 1956년 1월 1일생
 1979년 2월 경북대학교 전자공학과 졸업
 1981년 8월 연세대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)
 1985년 2월 연세대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학박사)
 1987년 4월~현재 경상대학교 전자공학과 조교수



△황영수 8 권 4 호 참조
 △윤대희 8 권 4 호 참조
 △차일환 8 권 4 호 참조