

# 스펙트럼사상학습을 이용한 잡음환경에서의 한국어숫자음인식

## Korean Digit Recognition Under Noise Environment Using Spectral Mapping Training

이 기 영\*  
(Ki Young Lee\*)

### 요 약

본연구에서는 정적지도적응알고리즘을 기초로 한 스펙트럼사상학습을 이용하여 잡음환경에서의 한국어숫자음인식방법을 제시하였다. 제시한 인식방법에서 잡음이 섞인 음성스펙트럼 공간을 잡음이 없는 음성스펙트럼 공간으로 사상한 결과, 잡음이 섞인 음성스펙트럼의 왜곡이 개선되어 잡음처리를 행하지 않은 기존의 VQ(vector quantization)와 DTW(dynamic time warping)를 이용한 방법보다 높은 인식율을 얻을 수 있었으며, 0 dB의 SNR 레벨에서도 기존방법의 인식율을 10배 정도 향상시키므로써, 스펙트럼사상학습이 잡음환경의 음성에 대한 인식성능을 향상시킬 수 있는 방법임을 확인하였다.

### ABSTRACT

This paper presents the Korean digit recognition method under noise environment using the spectral mapping training based on static supervised adaptation algorithm. In the presented recognition method, as a result of spectral mapping from one space of noisy speech spectrum to another space of speech spectrum without noise, spectral distortion of noisy speech is improved, and the recognition rate is higher than that of the conventional method using VQ(vector quantization) and DTW(dynamic time warping) without noise processing, and even when SNR level is 0 dB, the recognition rate is 10 times of that using the conventional method. It has been confirmed that the spectral mapping training has an ability to improve the recognition performance for speech in noise environment.

### I. 서 론

최근, 음성인식장치의 활용범위가 넓어짐에 따라 잡음환경에도 강한 음성인식장치의 필요성이 요구되고 있는 것은 외부 기계로부터 음성에 부가되는 잡음, 외부환경이나 녹음실의 잡음 및 마이크나 화자의

성도에 의한 스펙트럼 왜곡등이 음성인식장치의 인식성능을 저하시키고 있기 때문이다.

기존의 잡음환경에서의 음성인식에서는 신호의 통계적 특성을 가정하거나 잡음에 의해 손상된 음성으로부터 잡음이 없는 음성이나 잡음만의 통계량을 추출하여 잡음을 제거하는 방법이 주류를 이루고 있다. Acero<sup>[3]</sup>등의 연구결과에 따르면 불특정화자용으로 설계된 음성인식장치의 마이크로폰이나 외부환경의 잡음을 달리 했을때 인식성능이 매우 저하된다는 사

\* 관동대학교 전자통신공학과  
Dept. Electronic Comm. Eng., Kwan Dong Univ.  
접수일자: 1993년 12월 22일

실을 확인하였다. Boll<sup>[4]</sup>은 스펙트럼차감법을 도입하여 음성중의 잡음제거를 시도하였으며, Stockham<sup>[5]</sup> 등은 잡음보상방법으로 스펙트럼 동가회로를 사용하였다. Van Compernelle<sup>[6]</sup>는 스펙트럼차감법과 동가회로를 모두 사용하여 비교적 우수한 결과를 얻었으나, 이들 방법은 잡음의 스펙트럼 추정치의 독립성을 가정하고난 후, 수행해야 하는 단점이 있다. 또한, 시변잡음에 적용하여 좋은 성능을 나타내고 있는 방법으로는 잡음이 발생하여 음성에 첨가되기 까지의 경로를 적용 디지털필터로 모델링하여 음성에 포함된 잡음을 제거하는 적응잡음제거방법<sup>[7]</sup>이 연구되고 있으나, 높은 차수의 디지털필터를 사용해야 하므로 많은 계산량이 요구되거나 제2의 센서를 필요로 하는 등<sup>[8]</sup>의 단점이 있다.

본연구에서는 정적지도적용알고리즘<sup>[1,2]</sup>에서 스펙트럼사상을 이용하면 미지화자의 음성을 특정화자 음성인식기와 인식성능의 수준으로 인식할 수 있다는 점에서 착안하여 잡음환경의 음성을 잡음이 없는 음성으로 스펙트럼사상함에 의해 잡음환경에서의 음성인식기의 인식성능을 보다 개선시킬 수 있는 방법을 제시하고자 한다. 제시한 방법에서는 잡음환경의 음성스펙트럼과 잡음이 없는 음성스펙트럼 사이의 대응관계를 보다 정확히 하기 위하여 정합창의 기술이 단어의 길이에 따라 적용하는 DTW<sup>[9]</sup>를 이용하였으며, 스펙트럼 사이의 거리가 수렴할 때까지 학습을 반복하는 반복과정을 추가하여 잡음환경의 음성스펙트럼과 잡음이 없는 음성스펙트럼 사이에서 최적의 대응관계를 근거로 하여 스펙트럼사상이 이루어 지도록 하였다.

이방법에서는 잡음환경에 따라 학습과정을 거치기 때문에 어떠한 형태의 잡음환경에서도 인식시스템의 변동 없이 적용이 가능한 장점이 있으며, 스펙트럼사상학습에 의한 결과로 얻는 사상코드북은 잡음이 없는 음성스펙트럼의 선형조합에 의해 작성되기 때문에 인식과정에서 잡음 특성의 영향을 적게 받는 장점이 있다.

## II. 스펙트럼사상학습에 의한 잡음환경음성인식

잡음이 없는 환경에서 발성된 음성을 인식하기 위하여 표준패턴이 작성되면 비교적 매우 높은 인식율을 얻을 수 있으나, 잡음에 의한 스펙트럼 변동을 포함하고 있는 잡음환경의 음성을 인식하기는 매우 어

렵다. 더우기, 최근의 음성인식기는 스펙트럼을 주요 특징파라메타로 하기 때문에 잡음을 포함한 스펙트럼은 인식성능을 좌우하는 원인이 된다. 따라서, 본절에서는 잡음환경의 음성스펙트럼을 잡음이 없는 음성스펙트럼으로 사상하는 방법을 제시한다.

### 2-1. 스펙트럼사상의 학습과정

스펙트럼사상은 잡음환경의 음성신호에 대한 스펙트럼의 공간을 잡음이 없는 스펙트럼 공간으로 사상하여 잡음환경의 음성스펙트럼을 잡음이 없는 음성스펙트럼으로 변환하려는 작업이다. 이사상방법에서는 무한의 스펙트럼공간을 이용할 수 없으므로 벡터양자화를 이용하여 유한한 스펙트럼공간을 이용하였으며, 그림1에 이러한 스펙트럼사상의 기본개념을 나타내었다.

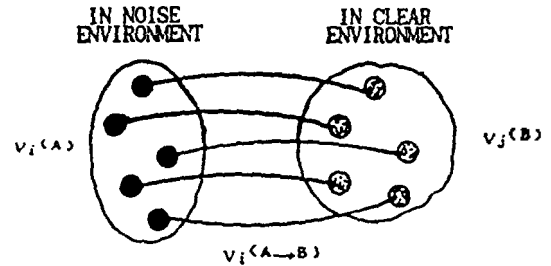


그림 1. 스펙트럼사상의 기본개념

Fig. 1. Basic concept of spectral mapping

이러한 사상은 서로 대응하는 두 코드벡터 시계열을 근간으로 이루어지므로 학습과정에서는 잡음환경에서 벡터양자화된 단어와 잡음이 없는 환경의 음성으로부터 벡터양자화된 단어 사이에서 서로 대응하는 코드벡터의 확율을 히스토그램으로 얻은 후, 이 히스토그램을 대응확율로 하여 잡음이 없는 B 코드벡터들을 선형결합하여 스펙트럼을 사상한 결과인 사상코드북을 얻는다. 여기서, 서로 다른 환경에서 작성된 코드벡터 사이의 히스토그램을 얻기 위하여 비선형 정규화기법인 DTW를 사용하였으며, 스펙트럼 거리에만 의존하는 DTW의 단점을 흡수하기 위해 반복과정을 추가하였다. 다음은 DTW와 반복과정을 이용한 스펙트럼사상에 의해 잡음환경의 A 스펙트럼 공간으로부터 잡음이 없는 B 스펙트럼공간으로의 사

상코드북을 얻기 위한 학습과정이며, 그림2에 그 과정을 나타내었다.

- (i) 비잡음환경과 잡음환경의 학습단어에 대한 각각의 코드북 A와 B를 생성하고, 두 코드북 사이의 거리행렬을 구한다.
- (ii) 학습단어들을 각각의 환경에서 생성된 코드북으로 벡터양자화한다.
- (iii) 비잡음환경과 잡음환경의 동일한 학습단어에 대하여 DTW를 행하여 대응하는 코드벡터들의 히스토그램  $h_{ij}$ 를 식(1)과 같이 구한다.
- (iv) 식(2)에 의해 사상코드북을 구한다.
- (v) 사상코드북과 잡음이 없는 코드북사이의 거리가 수렴하면 학습을 종료하고, 그렇지 않으면 잡음환경의 코드북과 사상코드북을 바꾸고 (ii) 과정부터 반복한다.

$$h_{ij} = h_{ij} + 1 \tag{1}$$

여기서,  $h_{ij}$ 는 잡음환경의 A 코드북의  $i$ 번째 코드벡터  $V_i^{(A)}$ 와 잡음이 없는 B 코드북에서의  $j$ 번째 코드벡터  $V_j^{(B)}$ 가 대응할 때의 히스토그램이다.

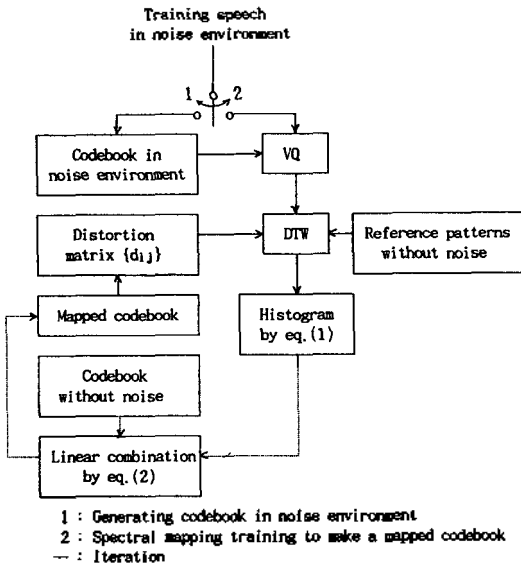


그림 2. 잡음환경에서 사상코드북을 작성하는 학습과정의 구성도  
Fig. 2. Block diagram of training for making a mapped codebook in noise environment

$$V_i^{(A-B)} = \sum_{j=1}^L h_{ij} V_j^{(B)} / \sum_{j=1}^L h_{ij} \tag{2}$$

여기서,

$V_j^{(B)}$ 는 잡음이 없는 B 코드북에서의  $j$ 번째 코드벡터,

$V_i^{(A-B)}$ 는 사상코드북의  $i$ 번째 코드벡터,

L은 코드북의 크기

이다.

### 2-2. 잡음환경 음성의 인식과정

이와같이 스펙트럼사상학습에 의해 사상코드북이 작성되면 잡음환경의 코드북을 사상코드북으로 대체하여 잡음환경의 음성을 인식한다. 본연구에서 사용하는 인식방법은 벡터양자화에 의한 두 코드북 사이의 거리행렬을 이용한 DTW 기법이며, 결정규칙은 비잡음환경 음성의 다수 표준패턴과의 스펙트럼거리가 최소이면 인식 패턴으로 하는 kNN 결정규칙을 이용하였다. 다음은 학습과정에서 잡음환경의 음성스펙트럼을 잡음이 없는 음성스펙트럼으로 변환한 후, 입력된 잡음환경의 미지음성을 인식하는 인식과정이다.

- (i) 잡음환경의 미지음성이 입력되면 이미 작성한 잡음환경의 코드북으로 벡터양자화한다.

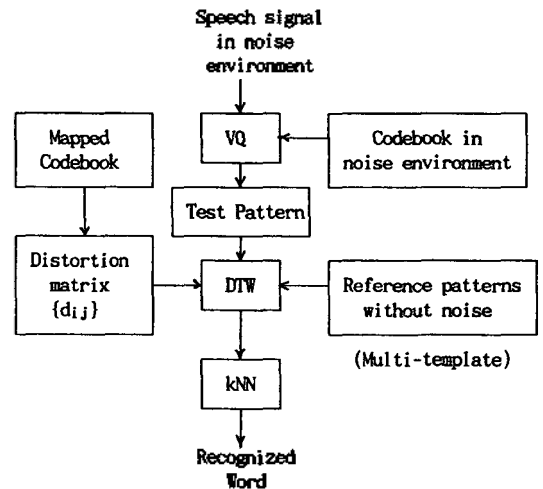


그림 3. 사상코드북에 의한 잡음환경음성인식의 구성도  
Fig. 3. Block diagram of word recognition in noise environment using a mapped codebook

- (ii) 잡음환경의 코드북을 학습과정에서 작성한 사 상코드북으로 대체하여 잡음이 없는 코드북 사이의 거리행렬을 구한다.
- (iii) DTW와 kNN 결정규칙에 의해 잡음환경의 머 지단어를 인식한다.

이상의 인식과정을 그림 3에 나타내었다.

### III. 실험 결과 및 고찰

#### 3-1. 실험데이터와 인식시스템

실험에서 사용된 음성은, 방음처리되지 않은 실 내에서 남성 2인의 화자에 의해 자연스럽게 10회씩 발성한 한국어 숫자음들(2화자 × 10회 × 10숫자음 = 200)이며, 잡음환경의 음성은 이상의 한국어 숫자음 에 SNR이 20, 10, 0 dB이 되도록 백색잡음을 첨가하여 사용하였다.

이 중에서 학습단어는 각 화자가 1회 발성한 것을 사용하였으며, 학습과정에서 사용하는 DTW는 기울기가 1이고 대칭 형태인 경로를 이용하였고 정합창으로 하여금 그림 4와 같이 기울기를 갖도록 하여 단어의 발성길이의 차가 심한 경우 생기는 경로상의 오차<sup>19)</sup>를 피하였다. 나머지 중에서 3회분의 발성한 것으로는 다수 표준패턴으로 이용하기 위해 세 개의 표준 패턴을 작성하였으며, 나머지 6회분의 발성한 것을

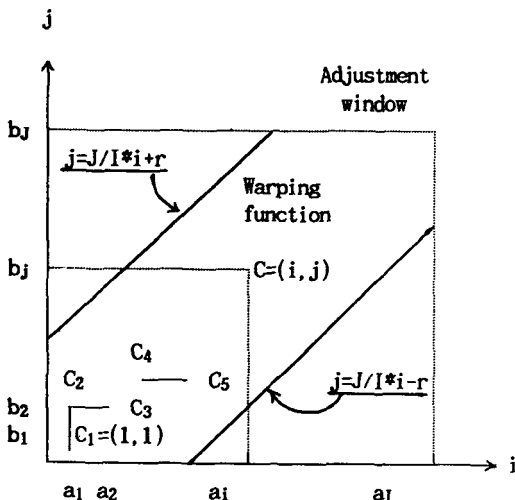


그림 4. DTW 기법의 정합창  
Fig. 4. Adjustment window of DTW

시험패턴으로 하였다. 이러한 음성들을 차단주파수가 4.5 kHz인 저역통과 필터에 통과시킨 후, 샘플링 주파수가 10 kHz인 AD 변환기(12-bit resolution)로 샘플링하였다. 이렇게 샘플링된 음성신호는 전달함수  $H(z) = 1 - 0.95z^{-1}$ 인 Preemphasis<sup>[10]</sup>를 통과한 후, 프레임 구간은 20.0 ms (200 샘플)로 하였으며 이동구간은 10.0 ms (100 샘플)로 하여 50%가 중첩되게 하였다. 벡터 양자화를 위한 프레임별 특징벡터는 14차 선형예측계수벡터와 자기상관계수벡터로 하였으며, 각 음성의 코드북은 LBG 알고리즘<sup>[11]</sup>에 의하여 생성하였다. 이상의 인식시스템을 그림 5에 나타내었다.

또한, 스펙트럼사상의 학습과정에서 코드북의 크기에 따른 인식율의 변화를 고찰하기 전에 한국어 숫자음은 열개의 단음절로 구성되었으므로 각 단음절을 구성하는 음소들의 스펙트럼이 코드북 크기에 따라 받는 영향을 검토하기 위하여 인식대상으로 하는 한국어 숫자음을 모음과 자음에 따라 분류하여 표 1에 나타내었다.

이상의 표 1에서 한국어 숫자음이 포함하고 있는 모음과 자음의 음소의 갯수는 모두 13 (모음: 이, 아, 오, 우, 유; 초성자음: ㅅ, ㅈ, ㅊ, ㅍ; 종성자음: ㄹ, ㄴ, ㄷ, ㅌ) 개 이므로 한국어 숫자음에 포함된 자음과 모음의 특성을 지닌 스펙트럼의 갯수는 적어도 13개가 필요함을 알 수 있으며, 한국어 숫자음을 벡터양자화에 의해 표기하기 위해서는 13개 이상의 코드북 크기가 있어야 가능하다. 코드북 크기에 따른 인식결과 및 고찰은 3-3절에 서술하였다.

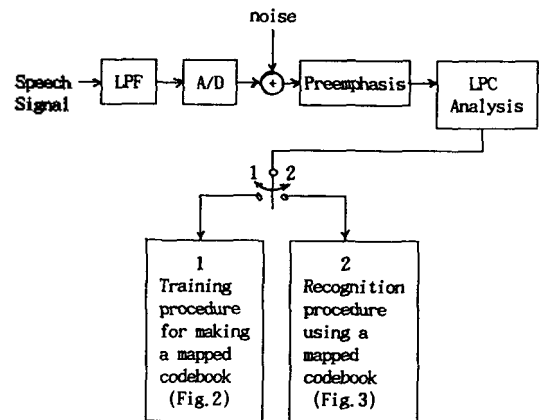


그림 5. 음성인식 시스템  
Fig. 5. Speech recognition system

표 1. 한국어 숫자음의 모음과 자음에 따른 분류

Table 1. Classification with vowels and consonants of Korean digits

모 음	전설모음 '이'를 포함하는 숫자음	일, 이, 칠
	중설모음 '아'를 포함하는 숫자음	삼, 사, 팔
	후설모음 '오, 우'를 포함하는 숫자음	공, 오, 구
	반모음 '유'를 포함하는 숫자음	육
자 성	마찰음 '시'를 포함한 숫자음	삼, 사
	파찰음 '츠'를 포함한 숫자음	칠
	과열음 '기, 피'를 포함한 숫자음	공, 팔, 구
음 성	유음 '르'를 포함한 숫자음	일, 칠, 팔
	비음 '오, 모'를 포함한 숫자음	공, 삼
	과열음 '기'를 포함한 숫자음	육

3-2. 스펙트럼 거리의 검토

본연구에서는 학습과정에서 스펙트럼을 효과적으로 사상함에 의해 음성 중의 잡음의 영향을 최소화하여 잡음이 없는 음성을 표준패턴으로 한 음성인식기의 인식성능을 향상시키고자 한 것이므로 반복과정을 추가하여 스펙트럼 거리가 수렴할 때까지 학습을 반복하였다. 그림 6은 반복과정의 횟수에 따른 스펙트럼 거리의 변화를 코드북의 크기(8, 16, 32)에 따라 나누어 나타내었다. 여기서, 스펙트럼 거리의 측정방법은 log likelihood ratio<sup>[12]</sup>를 사용하였으며, 코드북의 크기가 16과 32일 때 거의 비슷한 스펙트럼 거리를 나타내고 있다. 또한, 그림 6에서 스펙트럼 거리가 일정하게 수렴할 때까지의 반복횟수는 평균 4회임을 알 수 있으며 스펙트럼 거리가 최소일 때의 반복횟수는 1회일 때이다. 여기서, 스펙트럼 거리를 최

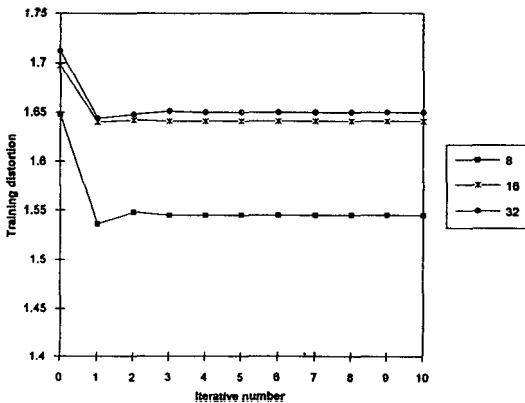
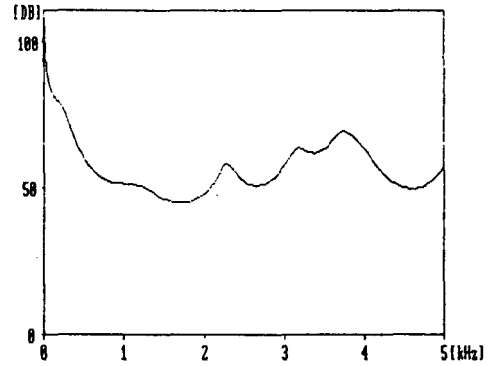
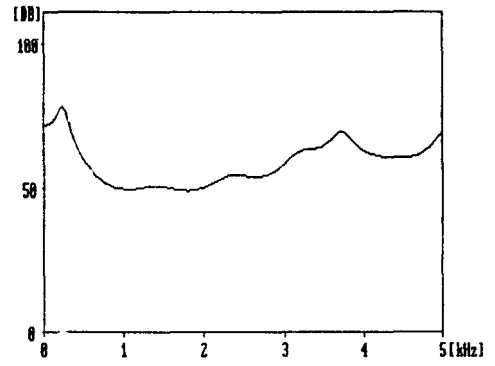


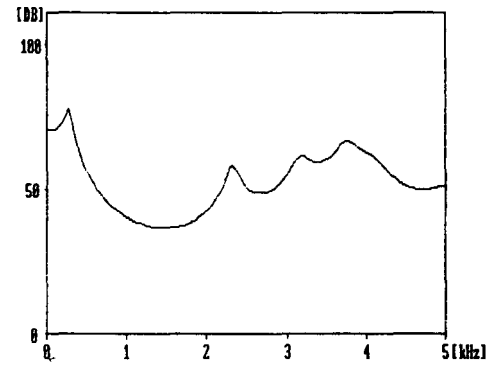
그림 6. 반복횟수와 스펙트럼거리  
Fig. 6. Iterative number vs. spectrum distance



(a) Speech spectrum /이/



(b) Noisy speech spectrum /이/



(c) Spectrum trained by spectral mapping /이/

그림 7. 스펙트럼사상에 의한 잡음왜곡의 개선 예  
Fig. 7. Example of noisy distortion improvement using spectral mapping

소로 하는 1회 학습한 경우의 인식성능에 관한 사항은 다음 절에서 고찰하였다.

본연구에서 이상의 반복과정을 거쳐 작성한 사상 코드북은 잡음환경의 음성을 잡음의 영향이 감소된

스펙트럼으로 재구성하는 데 사용된다. 그림 7은 동일한 숫자음 '2 /이/ 를 대상으로 잡음이 없는 음성스펙트럼, 잡음이 섞인 음성스펙트럼 및 스펙트럼 사상 학습을 수행한 후의 음성스펙트럼을 보이고 있다. 여기에서 잡음이 섞인 음성의 스펙트럼은 고주파수 대역의 잡음에 의해 포먼트성분이 모두 손상되었으나, 스펙트럼 사상 학습에 의해 재구성된 스펙트럼은 잡음이 없는 음성의 스펙트럼이 갖는 포먼트성분이 모두 복구되었음을 확인할 수 있다. 따라서 스펙트럼 사상 학습방법은 잡음에 의해 왜곡된 음성스펙트럼을 잡음이 없는 음성스펙트럼에 가깝도록 개선할 수 있는 방법임을 확인하였다.

3-3. 인식결과와의 비교 및 고찰

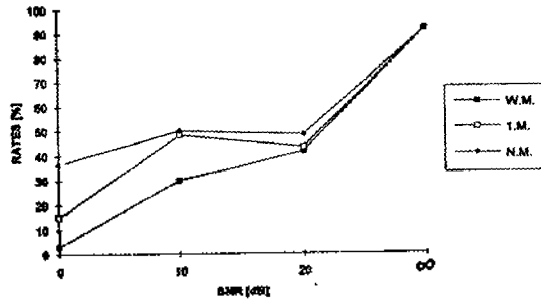
본절에서는 스펙트럼사상 학습을 이용하여 잡음환경의 미지 숫자음을 인식하였을 때의 인식결과를 비교 고찰하였다. 스펙트럼사상 학습방법은 잡음환경의 음성을 잡음이 없는 음성의 스펙트럼으로 사상하여 잡음환경의 음성에 대한 인식성능을 향상시키고자 하는 방법이다. 따라서, 다음 그림 8에는 잡음환경 음

성의 SNR이 각각 0, 10, 20, ∞ dB로 변화할 때의 각 방법에 따른 인식율을 비교하였다.

여기에서 SNR이 ∞ dB인 경우는 잡음이 없는 음성에 대한 경우로 스펙트럼사상 학습을 수행하여도 그 사상결과는 자기자신의 스펙트럼으로 복귀되므로 모두 동일한 인식율을 나타내고 있다.

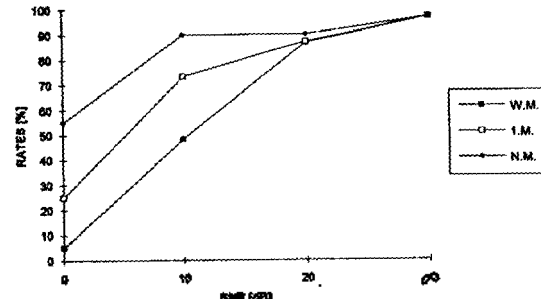
그림 8에 의해 스펙트럼사상 학습에 의한 잡음이 섞인 숫자음의 인식율은 SNR이 작아도 스펙트럼사상 학습을 하지 않는 WM 방법보다 높은 인식율을 얻고 있으며, 코드북 크기가 16일 때는 코드북 크기가 8일 때보다 인식율이 더 많이 개선되었음을 보이고 있다. 이것은 표 1에 보인 바와 같이 한국어 숫자음에 포함된 자음과 모음의 특성을 지닌 스펙트럼의 갯수가 적어도 13개 이므로 학습과정에서 숫자음 까리 대응하는 코드벡터들의 히스토그램을 모두 구할 수 있기 때문이다. 또한, 코드북 크기가 32일때의 인식율이 코드북 크기가 16일 때 보다 향상되지 못한 이유는 잡음이 섞인 숫자음의 코드북에는 그림 7(b)와 같이 숫자음을 구성하는 자음과 모음 이외에도 잡음에 의해 손상된 필요이외의 코드벡터를 다수 포함하기 때문에

METHODS	SNR			
	0	10	20	∞
WM	3.3	30.0	41.6	91.6
1M	15.0	48.3	43.3	91.6
NM	36.6	50.0	48.3	91.6



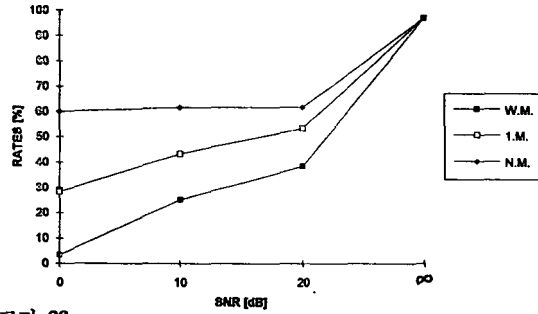
(a) 코드북 크기 8  
(a) Codebook size 8

METHODS	SNR			
	0	10	20	∞
WM	5.0	48.3	86.6	96.6
1M	25.0	73.3	87.0	96.6
NM	55.0	90.0	90.0	96.6



(b) 코드북 크기 16  
(b) Codebook size 16

METHODS	SNR			
	0	10	20	$\infty$
WM	3.3	25.0	38.3	96.6
1M	28.3	43.3	53.3	96.6
NM	60.0	61.6	71.6	96.6



(c) 코드북 크기 32

(c) Codebook size 32

그림 8. SNR의 레벨에 따른 인식율

Fig. 8. Recognition rates for SNR levels

스펙트럼사상학습과정에서(여기서, WM(without spectral mapping)은 스펙트럼사상학습을 고려하지 않은 방법, 1M(using 1 time spectral mapping)은 1회의 스펙트럼사상학습에 의해 작성된 사상코드북을 이용하는 방법, NM(using n times spectral mapping)은 n회의 스펙트럼사상학습에 의해 작성된 사상코드북을 이용하는 방법이다.) 서로 대응되는 숫자음 사이의 사상코드북이 작성되지 않았기 때문이라 생각된다.

이상의 인식율을 비교한 결과 스펙트럼사상학습에서 NM 방법이 1M 방법보다 향상된 인식율을 얻을 수 있었던 것은, 1M 방법에서 스펙트럼 거리만을 의존하여 1회의 학습과정을 수행하는 데 반하여, NM 방법에서는 반복과정에 의해 스펙트럼 거리가 수렴되도록 n 회 반복학습하므로 학습을 반복할 때마다 사상코드북이 잡음이 없는 음성스펙트럼의 선형조합으로 작성되어 잡음의 영향이 감소되었기 때문인 것으로 사료된다. 또한, 그림 8의 모든 코드북 크기에서 SNR이 0 dB인 경우, NM 방법의 인식율이 WM방법의 인식율 보다 10배 정도의 향상된 인식율을 얻고 있다. 따라서, 스펙트럼사상 학습에 반복과정을 추가한 NM 방법이 잡음이 섞여 있는 음성에 대한 인식율을 향상시킬 수 있음을 확인하였다.

여기서, 오인식이 발생한 숫자음은 대부분이 유사 단어이며, '구', '공', '오' 사이에서와 '일', '이', '칠' 및 '삼', '사' 등에서 주로 발생하였는데 이 단어들의 유사성은 모음 '우'와 '오'가 모두 후설모음이거나, 초성 자음이나 종성자음의 발생길이가 짧은데 비해 주로 발생길이가 긴 모음부분이 동일하여 오인식의 원인

이 된 것으로 판단되므로, 이를 개선하기 위해서는 잡음에 강하거나 자음 특히 파열음 'ㄱ'과 비음 'ㄴ' 등의 음성에 대하여 특징추출능력이 뛰어난 특징파라미터나 거리측정방법을 사용하면, 인식율이 더욱 개선될 것으로 사료된다.

#### IV. 결 론

본연구에서는 정적지도적용 학습방법중에서 스펙트럼사상학습을 이용하여 잡음환경에서의 한국어 숫자음 인식방법을 제시하였으며, 여러 레벨의 백색잡음을 섞은 숫자음을 대상으로 인식실험을 수행하여 유효성을 검토하였다. 그 결과 다음의 사항을 확인하였다.

- (1) 잡음에 의해 손상된 음성스펙트럼의 왜곡을 스펙트럼사상학습에 의해 개선하였다.
- (2) 한국어 숫자음을 인식대상으로 하는 경우 코드북 크기가 16일 때 인식율이 가장 많이 개선되었다.
- (3) SNR이 낮아 질수록 기존의 방법보다 인식율이 더욱 개선되었다.

따라서, 스펙트럼사상학습에 의한 잡음환경에서의 한국어 숫자음 인식방법의 유효성을 확인하였으며, 잡음에 강하거나 자음 특히 파열음 'ㄱ'과 비음 'ㄴ' 등의 음성에 대하여 특징추출능력이 뛰어난 특징파라미터나 거리측정방법을 사용하면, 인식율이 더욱 개선될 것으로 사료된다.

## 참 고 문 헌

1. K. Shikano, K. F. Lee, R. Reddy, "Speaker Adaptation Through Vector Quantization," Proc. ICASSP 86, pp.2643-2646, 1986.
2. R. M. Stern, "Dynamic Speaker Adaptation for Feature-Based Isolated Word Recognition," IEEE Trans. on ASSP, pp.751-763, 1987.
3. A. Acero, R. M. Stern, "Environmental Robustness in Automatic Speech Recognition," Proc. ICASSP 90, pp.849-852, 1990.
4. J. Porter, S. F. Boll, "Optimal Estimators for Spectra Restoration of Noisy Speech," Proc. ICASSP 84, pp.18A.2.1-4, 1984.
5. T. G. Stockham, et al., "Blind Deconvolution Through Digital Signal Processing," Proc. IEEE, Vol.63, pp.678-692, 1975.
6. D. Van Comperolle, "Noise Adaptation in a HMM Speech Recognition System," Computer, Speech and Language, Vol.3, pp.151-167, 1989.
7. B. Widrow, et al., "Adaptive Noise Cancelling Principles and Applications," Proc. IEEE, Vol.63, pp.1692-1716, 1975.
8. V. R. Viswanathan, C. M. Henry, "Noise-immune Multisensor Speech Input : Formal Subjective Testing in Operational Conditions," ICASSP89, pp.373-376, 1989.
9. M. K. Brown, L. R. Rabiner, "An Adaptive, Ordered, Graph Search Technique for Dynamic Time Warping for Isolated Word Recognition," IEEE Trans. on ASSP, pp.535-544, 1982.
10. J. D. Markel, *Linear prediction of Speech*. Springer-Verlag Berlin Heidelberg New York 1976.
11. Y. Linde, A. Buzo, R. M. Gray, "An Algorithm of Vector Quantization Design," IEEE Trans. Comm., Vol. COM-28, pp.84-108, 1980.
12. A. H. Gray, Jr., J. D. Markel, "Distance Measure for Speech Processing," IEEE Trans. on ASSP, pp.380-394, 1976.

## ▲이 기 영

1961년 5월 7일생

1984년 2월 : 명지대학교 전자공  
학과 졸업1986년 2월 : 명지대학교 대학원  
전자공학과 석사과  
정 졸업(공학석사)1992년 2월 : 명지대학교 대학원  
전자공학과 박사과  
정 졸업(공학박사)

1993년 3월 ~ 현재 : 관동대학교 전자통신공학과 조교수

※주관심분야 : 음성인식, 성질변화

