

## 최적의 C-LPC계수 추출 알고리즘 제안

正會員 車泰浩 正會員 張承寬 正會員 崔雄世\* 正會員 金昌錫\*\*

## A Proposal of Algorithm for Extracting Optimum C-LPC

Tae Hoo Cha\* Seung Kwan Jang\* Ung Se Choi\* Chang Seok Kim\*\* R.M.

## 要 約

본 논문은 음성 특징파라미터의 최적 압축을 위한 최적특징 매핑함수를 제안한다.

음성의 특징파라미터 압축시 일반적으로 사용하고 있는 벡터양자화 알고리즘은 실행시간이 느리고 시간변화에 대한 특징을 분석할 수 없다는 단점이 있다. 따라서 본 논문에서는 최적특징 매핑함수를 이용하여 이와 같은 단점을 해결하면서 최적으로 신호를 대표하는 데이터를 추출하고자 한다.

본 논문에서 음성의 특징을 대표하는 C-LPC계수는 추정된 LPC계수에 제안한 최적특징 매핑함수를 적용하여 매핑평면으로 매핑한 후 고속 선형예측 알고리즘인 FRLS을 이용하여 추출하였으며, 숫자음 신호에 적용 실험한 결과 추출된 C-LPC계수는 음성신호를 대표하는 최적의 특징파라미터임을 확인하였다.

## ABSTRACT

This paper is proposed the optimum feature mapping function for optimum compression of features of speech.

Generally, V,Q algorithm used to compress features of speech, but it can not make a real processing time and can not estimate variation of features for a change in the time scale.

In this paper, it will be done by optimum feature mapping function to observe these problems and to extract optimum features represented speech signal.

After mapping the extracted LPC to the mapping plane by optimum feature mapping function, optimum C-LPC which represented speech samples was extracted from mapping data using FRLS.

As the results that proposed algorithm applied to the numeral speech signal, it was found that the extracted C-LPC was optimum feature represented speech samples.

\* 生産技術研究院 技術教育센터  
(Industrial Technology Training Center, KAITECH)

\*\* 明知大學校 電子工學科  
(Department of Electronic Engineering, Myong-Ji University)

論文番號 : 94241  
接受日字 : 1994年 9月 7日

I. 서론

음성인식에 의한 인간과 기계 사이에 인터페이스 실현은 컴퓨터가 개발된 이래 지속적으로 연구되어 왔으며, 현재 제한된 어휘와 범위를 대상으로한 인식은 상당히 괄목할 만한 성장을 이루고 있다.

특히, 이와 같은 배경을 기반으로 하는 음성시스템은 다양한 분야에서 활용 범위를 넓혀가고 있으며, 이러한 휴먼 인터페이스의 시스템 구현을 위하여 고속 처리를 위한 알고리즘 개발이 필수적으로 요구되고 있다.[1]

음성인식은 특징 파라미터를 추출하는 前처리 과정, 효율적인 인식을 위하여 前처리에서 얻은 특징 데이터를 압축시키는 중간 처리 과정, 압축된 데이터를 이용하여 인식하는 後처리 과정으로 처리되며, 본 논문에서는 최적으로 특징파라미터를 압축하기 위한 최적특징 매핑함수를 제안한다.

前처리 과정에서 음성신호의 특징파라미터 추출은 고속 선형예측 알고리즘인 FRLS 알고리즘을 이용하여 최적의 LPC계수를 추출한다.

중간 처리 과정인 압축부에서는 일반적으로 벡터양자화를 많이 사용하고 있으나, 본 논문에서는 시간 변화에 대한 신호의 특성을 추정할 수 없는 벡터양자화 대신에 전처리에서 추출된 LPC 계수를 매핑함수를 이용하여 추정평면으로 매핑시켜서 최종의 압축된 LPC계수를 추정하는 최적 특징 매핑함수를 제안하고, 제안한 함수를 이용하여 원 음성의 시간 변화에 따른 특징의 변동특성 및 압축된 C-LPC (Compressed LPC) 계수를 추출하고자 한다.

본 논문에서는 숫자음 신호에 대한 실험을 통하여 제안한 방법이 실행 시간이 빠르고 C-LPC 계수 추출 및 원 음성신호의 시간 변화에 대한 특징 추정이 우수함을 고찰하고자 한다.

II. 음성신호의 최적특징 압축 추출

1. 음성인식 시스템

일반적으로 음성인식은 그림 1과 같이 신호의 특징 추출을 위한 前처리 과정과 추출된 음성의 특징 파라미터를 압축하는 중간과정 및 압축된 특징들을 분류

하는 後처리 과정으로 이루어진다.

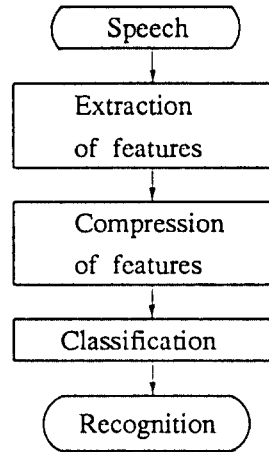


그림 1 음성인식을 위한 흐름도  
Fig. 1 Flow chart of speech recognition.

前처리 과정에서의 특징 추출은 AR모델을 적용한 추정 방법을 많이 사용하고 있으며, 이렇게 추출된 파라미터들을 인공신경망에 적용시키기 위하여 중간 처리 과정에서 사용하는 데이터 압축법으로는 벡터양자화 알고리즘을 사용하며, 後처리 과정인 최종 음성의 분류는 인공신경망 시스템을 폭넓게 사용하고 있다.

일반적으로 벡터양자화는 최대 한도로 비트율을 줄여서 데이터를 압축시키는 알고리즘으로, 선형예측 계수들을 코드북의 대표값으로 매핑시키는 과정에서 원래 음성신호들의 시간에 대한 통계학적인 처리가 아니기 때문에 오차가 발생한다.

따라서 본 논문에서는 중간 처리 과정을 前처리 과정에서 추출된 원래 음성신호의 특징들을 추정하면서 압축할 수 있고, 또한 시간 변화에 대한 특성까지 고찰할 수 있는 최적 특징 매핑함수를 제안한다.

2. 최적특징 매핑함수

前처리 과정에서 얻어진 프레임 단위의 LPC계수는 전체 음성신호를 대표하는 특징 벡터들로서 이 특징 벡터들을 시계열상으로 재배치하면 원 음성신호의 특성을 나타내는 또 다른 특성데이터가 되며, 이 데이터를 추정하므로써 원래 음성신호의 특성을 추정할 수

있는 최적특징 매핑함수를 제안한다.

일반적으로 성도의 특성을 구하기 위해 발생기관인 성도를 AR모델로 모델링하고 최적의 AR모델 계수들을 구하게 되는데, 이것을 음성신호  $s(n)$ 에 적용시키면,

$$s(n) = \sum_{i=1}^p a_i s(n-i) + w(n) \quad (1)$$

이 되고, 여기서  $w(n)$ 은 음성을 생성시키는 신호로서, 백색잡음이나 펄스열로 가정한다.

음성신호  $s(n)$ 을 프레임단위로 분할한 후 식(1)을 각 프레임데이터에 적용하여 평가하면  $q$ 번째 프레임에서 평가된 결과는 식(2)와 같이 되며,

$$\delta_q(n) = \sum_{i=1}^p \hat{a}_{q,i} \delta_q(n-i) \quad (2)$$

여기서  $\hat{\delta}_q = \delta_q(n)$ 은  $q$ 번째 프레임의 음성신호  $s_q(n)$ 을 평가하여 얻어진 결과데이터이고, 여기서

$\hat{a}_q$ 는  $p$ 개로 추정된 계수로서  $q$ 번째 프레임의 음성신호의 특징을 나타내는 LPC계수이고, 과거에는 음성인식시 이 LPC계수를 이용하여 수행하였다.

식 (2)를 풀어 쓰면

$$\delta_q(n) = \hat{a}_{q,1} \delta_q(n-1) + \dots + \hat{a}_{q,p} \delta_q(n-p) \quad (3)$$

로 표현되고, 우변은 시간영역상에서 1스텝씩 지연된 추정신호이다. 즉,  $\delta_q(n-1)$ 은  $\delta_q(n-2)$ 보다 1스텝 후에 추정된 신호이고,  $\delta_q(n-p)$ 는  $\delta_q(n-1)$ 보다  $p$ 스텝 후에 추정된 신호이고,  $\hat{a}_{q,1}, \dots, \hat{a}_{q,p}$ 는  $q$ 번째 프레임에서의 예측계수이다.

식(3)을 일반화시키기 위하여  $\delta_q(n-1) \dots \delta_q(n-p)$ 를  $x_q(p)$ 라고 정의하면

$$F[X] \stackrel{\text{def}}{=} \sum_{i=1}^p F_q[X(i)] = \sum_{i=1}^p \hat{a}_q X_q(i) \quad (4)$$

로 정의할 수 있으며, 이  $F_q[X]$ 를  $q$ 번째 프레임에 대한 추정평면의 함수라고 하며, 그림 2에서와 같이  $F_q[X(i)]$ 함수를  $p$ 개로 합한 관계이다.

그림 2는 음성신호와 시간 관계를 고려하여 나타낸 것이다. 즉,  $q$ 번째 프레임의 음성신호가  $p$ 개의 예측계수들로 추정하여 추정평면으로 매핑된 결과이며, 추정

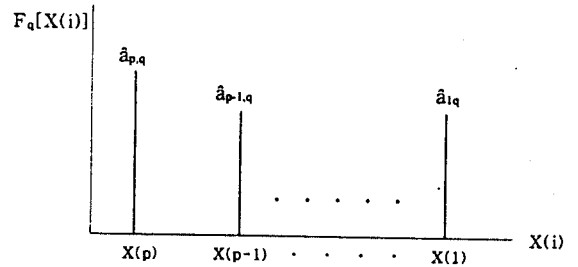


그림 2 추정평면의 이산 데이터  
Fig. 2 Discrete data on the estimated plane.

평면의  $p$ 개의 이산신호  $\hat{a}_{p,q}, \dots, \hat{a}_{1,q}$ 는  $q$ 번째의 음성신호를 대표하는 추정평면의 신호로 볼 수 있으며, 이 추정평면의 이산신호를 추정하면  $q$ 번째 프레임의 원래 음성신호를 분석할 수 있다.

그림 2에서와 같이 식(4)는 전체 음성신호중  $q$ 번째 프레임에 대한 추정평면으로 매핑한 결과를 나타낸 것으로서  $m$ 개의 프레임으로 분할된 음성신호에 대한 관계식은 식(5)와 같이 표현된다.

$$F[X] = \hat{a}_1 X_1(p) + \hat{a}_{1,1} X_1(p-1) + \dots + \hat{a}_1 X_1(1) \\ + \hat{a}_2 X_2(p) + \hat{a}_{2,1} X_2(p-1) + \dots + \hat{a}_2 X_2(1) \quad (5) \\ + \hat{a}_m X_m(p) + \hat{a}_{m,1} X_m(p-1) + \dots + \hat{a}_m X_m(1)$$

여기서,  $\hat{a}_m$ 은  $m$ 번째 프레임의  $p$ 번째 AR모델을 추정한 값이고,  $X_m(n-p)$ 는  $m$ 번째 프레임의  $p$ 번째로 선행 처리되어 추정된 함수이다.

$\sum_{i=1}^p X_1(n-i)$ 는 1번째 프레임에서 추정된 함수이고,  $\sum_{i=1}^p X_m(n-i)$ 는  $m$ 번째 프레임에서 추정된 함수로서,  $\sum_{i=1}^p X_1(n-i)$ 와  $\sum_{i=1}^p X_m(n-i)$ 은 같은 시계열상에서 단지 추정시간 차이에 의하여 추정된 함수이다.

따라서, 시계열상의 관계를 이용하여 식(5)를 변형시키면,

$$F[X] = \hat{a}_1 X[1] + \hat{a}_1 X[2] + \dots + \hat{a}_1 X[p] + \hat{a}_2 X[1 \times p + 1] \\ + \hat{a}_2 X[1 \times p + 2] + \hat{a}_2 X[1 \times p + p] + \hat{a}_m X[(m-1) \times p + 1] \\ - \hat{a}_m X[(m-1)p + 2] + \dots + \hat{a}_m X[(m-1) \times p + p] \quad (6)$$

식(6)과 같이 표현되며, 이 식을 1번째 프레임부터  $m$ 번째 프레임까지 추정된 AR모델의 함수와 시간성

을 고려하여 추정평면으로 매핑시킬 수 있도록 일반화시키면 다음과 같다.

$$F[X] = \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^p \hat{a}_i \cdot X[j-1] \times p+i \quad (7)$$

식(7)은 음성신호의 특성을 추정하기 위하여 제안한 최적특징 매핑함수이다. 여기서 j는 AR모델의 계수, i는 시간영역상에서 프레임의 추정순서를 나타내는 것으로서, 벡터양자화에서 평가할 수 없는 시간 변화에 대한 특성 평가가 가능함을 알 수 있다.[2]~[10]

### 3. 최적특징 매핑함수를 적용한 특징파라미터 압축

그림 3은 음성의 특징파라미터를 압축하기 위한 알고리즘의 흐름도로서, 추정평면 데이터에 자기상관함수를 적용하여 추정평면상의 파워를 분석하면 시계열상의 음성신호의 파워를 분석할 수 있고, 추정평면 데이터의 주기 관계를 분석하면 프레임 단위의 주기 형태로 분석할 수 있다. 즉 추정평면 데이터를 분석하면 원래의 음성 고유 특성을 추출할 수 있으며, 추정평면데이터에 q차의 AR모델을 재 설정하여 추정하면, 시계열상에 있던 전체 음성신호의 특징을 나타내는 q개의 특징파라미터들로 압축된다. 이와 같이 시간영역상에서 p개의 AR모델 계수로 추정함으로써 최적으로 원래의 음성신호에 근접하는 음성신호의 특징파라미터를 압축할 수 있었다.

특징파라미터 압축의 알고리즘은 4단계로 처리되며, 다음과 같다.

1) 첫번째 단계에서는 前처리 단계에서 추정된 LPC계수를 최적특징 매핑함수에 적용하여 추정평면으로 매핑시키는 단계로서, 프레임수가 12개로 분할되어 처리된 데이터를 그림7(b)에 나타내었다.

그림으로부터 알 수 있는 바와 같이 추정평면으로 매핑된 데이터중에서 첫번째 데이터가 가장 커다란 값으로 매핑 되었음을 알 수 있다. 이렇게 매핑된 첫번째 데이터는 특징파라미터 압축시 두번째 이상의 데이터에 비해서 값이 크기 때문에 정확한 특징 압축이 이루어질 수 없다.

따라서 첫번째 데이터가 미치는 영향을 줄이기 위하여 식(8)과 같은 평활화함수를 적용하여 프레임의 데이터를 평활화시켰다.

$$F_s[\delta(n)]_{\delta(n)=\text{first-data}} = \frac{F[\delta(n)]}{M_q} \quad (8)$$

여기서

$$M_q = \frac{1}{p} \sum_{i=1}^p a_i \quad (9)$$

이며,  $M_q$ 는 q번째 프레임에서 선형예측계수의 평균값이다.

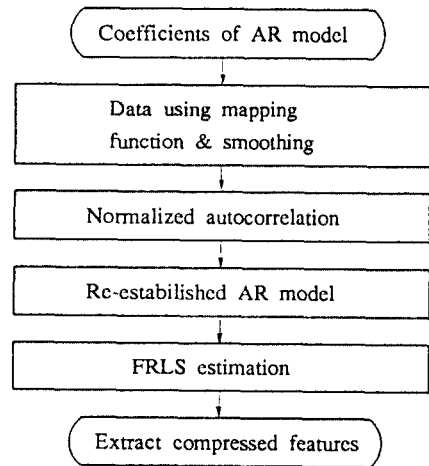


그림 3 음성의 특징파라미터 압축 흐름도  
Fig. 3 Flow chart of the compression of feature parameters of speech.

그림 4(c)는 식(8), 식(9)를 적용하여 평활화된 "삼(3)"의 추정평면 데이터를 나타낸 것이다.

그림으로부터 알 수 있는 바와 같이 숫자음 "삼(3)"의 에너지는 전체 8차 프레임중 3~5번째 프레임에 집중되어 있음을 알 수 있으며, 벡터양자화에 의한 데이터 압축에 비하여 시간축상의 특징 분석이 가능함을 알 수 있다.

2) 두번째 단계는 前처리 과정에서 주파수변동을 흡수하기 위하여 적용한 정규화 자기상관함수를 추정평면 데이터에 적용하여 추정평면에서 화자의 주파수변동을 흡수하고, 에너지를 균등하게 처리하여 선형예측 알고리즘인 FRLS에 의한 특징 추출시 최적으로

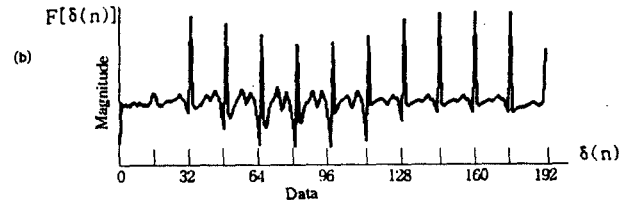
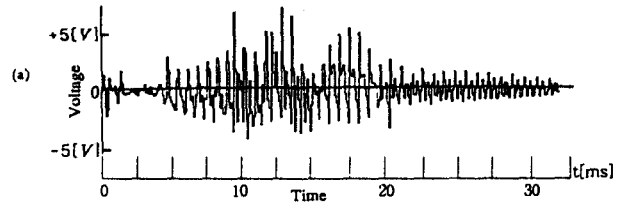
추정 가능하도록 하였다.

그림4(d)는 추정평면의 데이터에 정규화 자기상관함수를 적용한 후 얻어진 데이터를 나타내었다.

3) 세번째 단계는 정규화 자기상관함수에 의해 처리된 데이터에 전체 과정에서 사용한 p차의 AR모델을 재 설정하는 단계이고, 네번째 단계는 세번째 단계에서 설정된 AR모델의 계수를 추정하기 위하여 선형 예측 알고리즘인 FRLS를 이용하는 단계로서, 적용하여 얻어진 데이터를 그림4(f)에 나타내었다.

그림 4(e)는 12 프레임에서 평가하여 얻어진 LPC계수를 최적특징 매핑함수에 의하여 추정평면으로 매핑한 후 자기상관함수를 적용하여 얻어진 파워스펙트럼이고, 그림4(f)는 특징파라미터 압축알고리즘에 의하여 16개로 압축 추정된 C-LPC 계수를 Fourier 변환하여 추정한 파워 값이다.

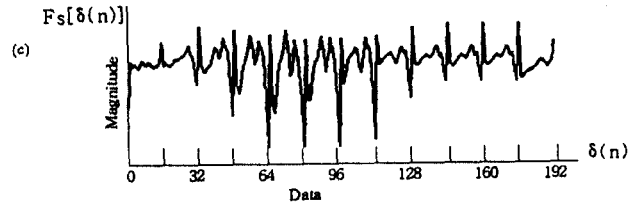
그림으로부터 알 수 있는 바와 같이 숫자음 "삼(3)"의 신호에 대하여 그림4(e)의 파워스펙트럼이나 그림 4(f)의 특징파라미터 압축 알고리즘에 의하여 추정된 추정파워스펙트럼이 일치되고 있음을 보여주고 있다.[11]~[15]



#### IV. 실험 및 고찰

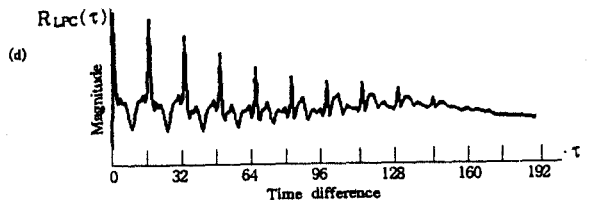
제안한 알고리즘의 타당성을 평가하기 위하여 본 논문에서는 한국어 숫자음을 대상으로 신호의 특징 추출 및 압축 실험을 수행하였다.

최적의 음성특징 추출을 위하여 Hamming 창함수로 분할된 신호는 신호의 크기를 일정하게 적용시키는 정규화 자기상관함수를 적용한 후 선형예측 알고리즘인 FRLS를 이용하여 최적의 LPC계수를 추출하였다.[16]



##### 1. 특징파라미터의 매핑

본 실험은 그림 5의 흐름도에 따라 최적특징 매핑함수를 적용한 음성 특징파라미터 압축추출을 위한 처리 과정으로, 前처리 과정에서 얻어진 12프레임의 AR계수(192개LPC계수)를 식 (7)를 이용하여 추정평면으로 매핑시킨 후 결과 데이터를 분석하면 다음과 같다.



- 1) 제안된 최적특징 매핑함수를 적용한 특징파라미

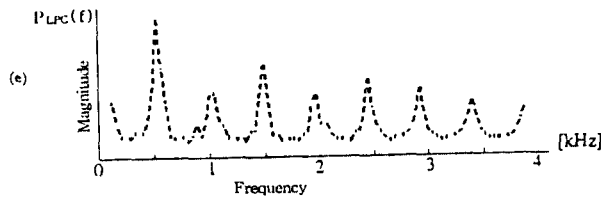
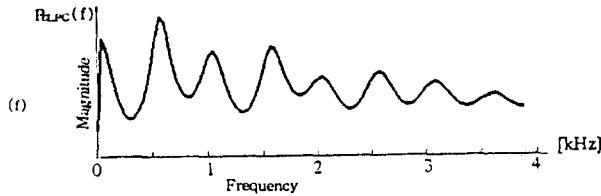


그림 4 특징파라미터 압축 알고리즘에 의한 단계별 결과 데이터 (숫자음 "삼(3)")  
 Fig. 4 Result data in each step by feature parameter compression algorithm (numeral speech "SAM(3)")  
 (a) Speech signal on the time domain.  
 (b) Mapped LPC coefficients on the estimated plane.  
 (c) Smoothed data on the estimated plane.  
 (d) Normalized data by autocorrelation function on the estimated plane.  
 (e) Power spectrum of speech data.  
 (f) Power spectrum by feature parameter compression algorithm.

터 매핑

그림 6과 그림 7은 특징파라미터 압축 알고리즘을 적용한 숫자음 "이(2)"와 "팔(8)"의 단계별 데이터이다.

그림 6(b)와 그림 7(b)는 음성신호를 12개의 표준프레임으로 적용된 숫자음 "이(2)"와 "팔(8)"의 음성신호에 정규화 자기상관함수를 적용한 후 검출된 특징파라미터를 추정평면으로 매핑시킨 추정평면 데이터로서, 13프레임×16차 LPC계수를 추정평면으로 매핑시킨 신호들은 16차 AR모델의계수중에서 첫번째 AR모델의 계수가 다른 계수들에 비하여 크게 추정되었으며, 그 결과 이 추정 평면에서의 신호에 대한 특징 추출시 첫 번째의 데이터가 미치는 영향이 너무 크므로 첫번째의 계수를 다른 계수들의 평균값으로 평활화시켰다.

2) 최적특징 매핑함수에 의한 특징파라미터의 평활화

그림 6(c)와 그림 7(c)는 추정평면으로 매핑시킨 데이터를 평활화시킨 데이터이다.

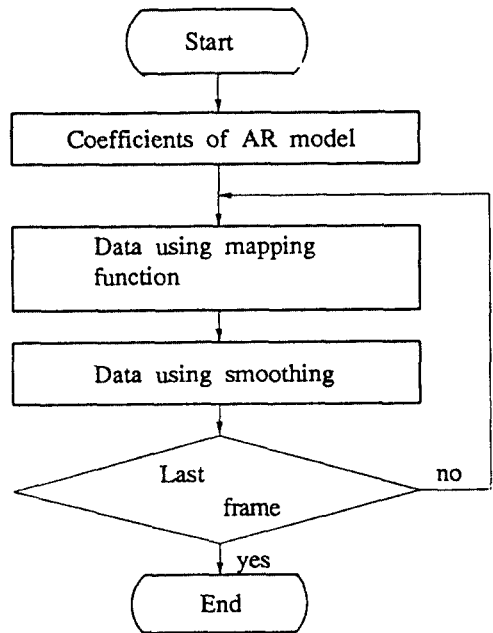


그림 5 음성의 특징파라미터 압축을 위한 매핑함수의 흐름도  
 Fig. 5 Flow chart of mapping function for compressing feature parameters.

평활화시킨 데이터로부터 원래의 숫자음의 프레임 별 에너지 관계를 추정할 수 있었으며, "이(2)"의 음성데

이터는 프레임 전체에 걸쳐 에너지가 고르게 분포되어 있으나, "팔(8)"의 음성데이터에서는 중반부에 에너지가 분포된 것을 알 수 있고, 추정평면에서 시간축상의 음성신호특성을 추정할 수 있음을 확인하였다.

3) 평활화 데이터에 정규화 자기상관함수를 적용한 특징파라미터 추정

그림 6(b)와 그림 7(d)는 추정평면으로 매핑된 데이터를 평활화시킨 후 정규화 자기상관함수를 적용하여 숫자음간의 차별화된 각 음성신호의 특징을 추정할 수 있었고, 추정평면에서의 각 숫자음에 대한 파워값은 표 1과 같이 추정되었고, 이 파워값은 원 신호들의 에너지에 대하여 상대적인 비교 분석이 가능하다.

표 1 숫자음의 추정데이터에 대한 파워값  
Table 1 Power value of estimated data of numeral speech.

Numeral speech	Power $R_E(0)$	Numeral speech	Power $R_E(0)$
YEONG(0)	6207	O(5)	4020
IR(1)	5976	YUK(6)	3424
I(2)	4053	CHIR(7)	7036
SAM(3)	9050	PHAR(8)	8677
SA(4)	10447	KU(9)	3069

## 2. 특징파라미터의 압축추출

그림 8은 제안된 특징파라미터 압축 알고리즘을 적용하여 특징파라미터를 압축하기 위한 흐름도이다.

그림 9와 그림 10은 정규화 자기상관함수를 적용한 숫자음 "사(4)"와 "칠(7)"의 데이터에 FRLS 알고리즘을 이용하여 16차의 최종 LPC계수를 추정한 것으로서, (a)의 데이터는 정규화 자기상관함수에 의하여 처리된 결과이고, 그림 (b)는 (a)의 데이터에 대한 파워값이며, 그림 (d)는 (a)의 데이터에 AR 모델을 설정하여 추정된 데이터이다. 즉 그림 (d)의 16개 추정데이터는 원 음성신호를 대표하는 압축 추출된 특징파

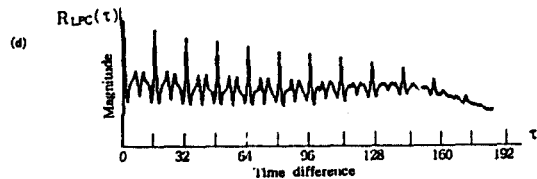
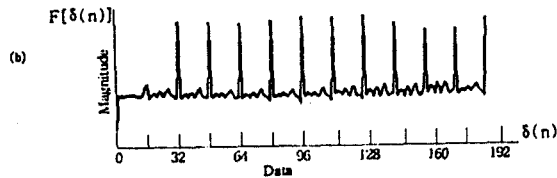
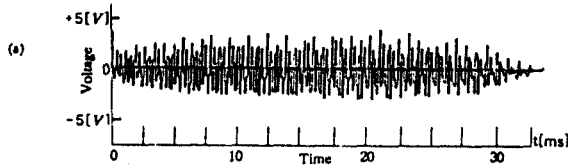


그림 6 특징파라미터 압축 알고리즘의 단계별 결과 데이터 (숫자음 "이(2)")  
Fig. 6 Result data in each step by feature parameter compression algorithm (numeral speech "I(2)").  
(a) Speech signal on the time domain.  
(b) Mapped LPC coefficients on the estimated plane  
(c) Smoothed data on the estimated plane.  
(d) Data by normalized autocorrelation on the estimated plane.

라미터

(C-LPC)들이다.

그림 (c)의 결과는 (d)의 16개 데이터에 의한 파워 값으로, 그림(b)의 파워 값과 일치됨을 확인할 수 있었고, 따라서 그림 (d)의 압축 추출된 16개 CLPC계수는 원 음성신호의 특징을 포함하고 있음을 확인할 수 있다. 표1과 같이 추정되었고, 이 파워값은 원 신호들의 에너지에 대하여 상대적인 비교 분석이 가능하다.

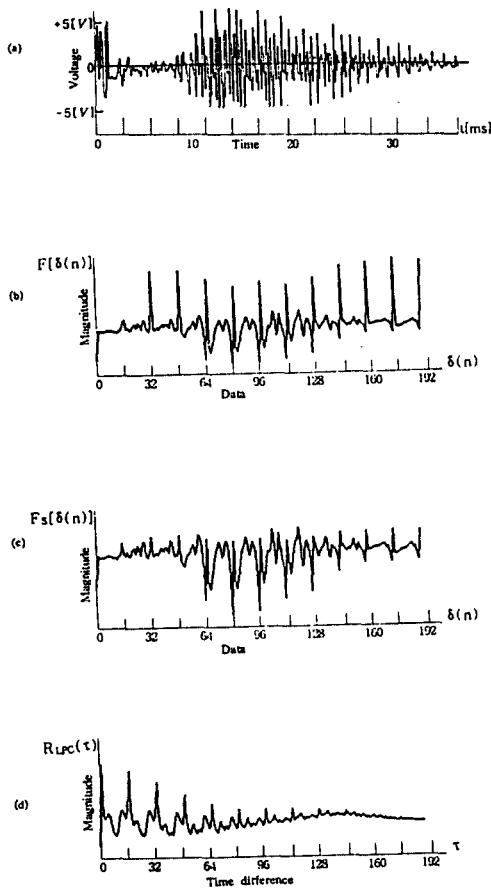


그림 7 특징파라미터 압축 알고리즘의 단계별 결과 데이터 (숫자음 "팔(8)")  
 Fig. 7 Result data in each step by feature parameter compression algorithm(numeral speech "PHAR(8)").  
 (a) Speech signal on the time domain,  
 (b) Mapped LPC coefficients on the estimated plane  
 (c) Smoothed data on the estimated plane.  
 (d) Data by normalized autocorrelation on the estimated plane.

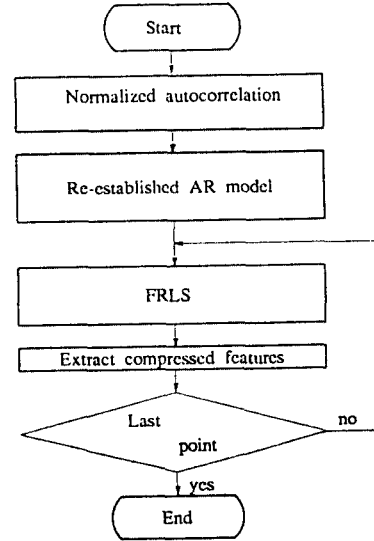


그림 8 특징파라미터 압축을 위한 흐름도  
 Fig. 8 Flow chart for compressing feature parameters.

표 2는 숫자음 "영(0)"부터 "구(9)"까지의 신호에 대하여 매핑함수에 의하여 추출된 압축특징파라미터의 값들이다.

표 2로부터 알 수 있는 바와 같이 특징파라미터 압축알고리즘에 의하여 얻어진 최종의 16개의 특징파라미터는 음성인식시 커다란 문제가 되고 있는 주파수변동이 흡수된 특징값들이다.

## V.결 론

본 논문에서는 음성신호의 특징파라미터를 최적으로 압축 추출할 수 있는 알고리즘을 제안하였으며, 제안한 알고리즘을 숫자음 신호에 적용하여 얻은 실험 결과는 다음과 같다.

첫째, 前처리 과정에서 추출된 16차 LPC계수에 제안한 알고리즘을 적용하여 추정평면으로 매핑시킨 데이터들로 부터 각 프레임의 순서에 의한 파워값의 변동량을 분석하였고, 그 결과로부터 원음성의 시간 변화에 대한 특성을 분석할 수 있었다.

둘째, 추정평면 데이터에 AR모델을 설정하여 추정된 C-LPC계수는 추정평면 데이터의 파워스펙트럼과 C-LPC계수의 파워스펙트럼을 비교함으로써 16차의



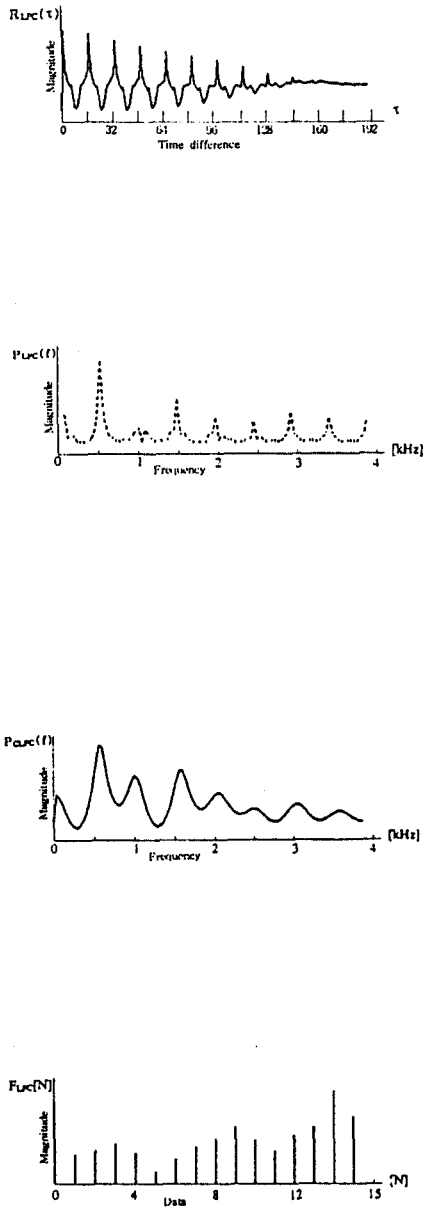


그림 9 최종파워스펙트럼 및 C-LPC계수(숫자음 "사(4)")  
Fig. 9 Final power spectrum and C-LPC coefficients (numeral speech "SA(4)").

- (a) Data by normalized autocorrelation on the estimated plane.
- (b) Power value of the data on the estimated plane.
- (c) Power value of the data by feature compression algorithm.
- (d) Feature data by feature compression algorithm.

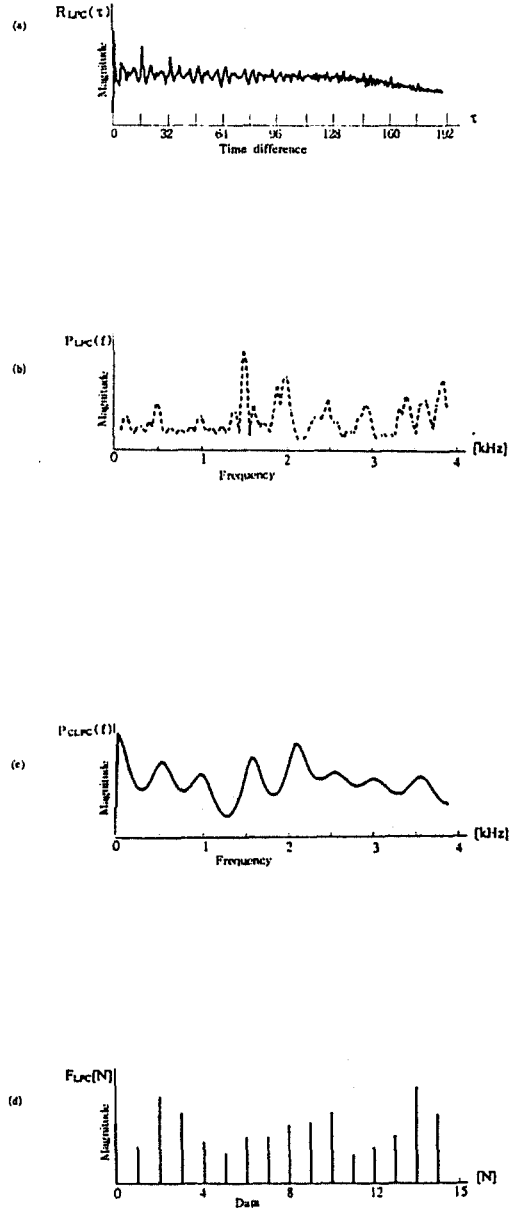


그림 10 최종파워스펙트럼 및 C-LPC계수(숫자음 "칠(7)")  
Fig. 10 Final power spectrum and C-LPC Coefficients (numeral speech "CHIR(7)").

- (a) Data by normalized autocorrelation on the estimated plane.
- (b) Power value of the data on the estimated plane.
- (c) Power value of the data by feature compression algorithm.
- (d) Feature data by feature compression algorithm.

표 2 최적특징 매핑함수에 의한 추정된 특징과라미터  
Table 2 Estimated feature parameters by optimum feature mapping function.

Order of AR model	Feature parameter									
	YEONG	IR	I	SAM	SA	O	YUK	CHIR	PHAR	KU
0	0.203	0.236	0.234	0.151	0.170	0.228	0.144	0.035	0.161	0.210
1	-0.042	-0.003	0.023	-0.063	-0.066	-0.035	-0.027	-0.010	-0.070	-0.027
2	0.013	0.056	0.070	0.001	-0.024	-0.007	0.006	0.083	-0.021	-0.007
3	0.007	0.037	0.005	0.008	-0.021	-0.001	0.032	0.067	-0.010	0.017
4	0.026	-0.002	-0.020	-0.024	-0.034	0.021	0.050	0.086	-0.030	0.039
5	0.011	0.000	0.034	-0.079	-0.069	0.018	0.006	-0.055	-0.068	0.020
6	0.003	0.032	0.062	-0.074	-0.070	0.005	-0.010	-0.116	-0.053	0.017
7	0.009	0.036	0.031	-0.012	-0.022	0.008	-0.008	0.005	-0.019	0.017
8	0.013	0.028	0.002	0.048	0.025	0.014	-0.002	0.110	0.009	0.017
9	0.008	0.045	0.020	0.055	0.020	0.006	0.002	0.074	0.027	0.010
10	-0.001	0.031	0.050	0.009	-0.011	0.004	-0.015	-0.025	0.003	-0.004
11	0.023	-0.007	0.034	-0.018	-0.013	0.032	0.010	-0.031	-0.016	0.015
12	0.063	-0.001	-0.007	0.010	0.026	0.058	0.052	-0.034	0.028	0.058
13	0.078	0.049	0.014	0.067	0.073	0.071	0.046	0.022	0.081	0.072
14	0.104	0.081	0.069	0.147	0.142	0.090	0.092	0.148	0.145	0.097
15	0.053	0.035	0.040	0.080	0.078	0.045	0.030	0.061	0.072	0.054

C-LPC계수가 음성신호를 대표할 수 있는 특징값들을 확인할 수 있었고, 이 C-LPC계수의 파워값을 구함으로써 음성신호의 파워 특징을 추정할 수 있었다.

본 논문에서 제안한 알고리즘에 의해서 추출된 16개의 C-LPC계수는 인공신경망의 입력으로 적용할 수 있으므로 벡터양자화와 같은 압축과정을 거치지 않는 장점이 있다.

### VI. 참고문헌

1. L.R. Rabiner et al., Fundamentals of Speech Recognition Prentice-Hall, Inc., pp. 11~238, 1993.
2. J.R. Deller, Jr. et al., Discrete-Time Processing of Speech Signals, Macmillan Publishing Company, pp. 266~343, 1993.
3. L.R. Rabiner et al., "Speaker-independent recognition of isolated words using clustering techniques", IEEE Trans. on Acoust,Speech Signal Processing,

vol.ASSP

-27, pp. 336~349, 1979.

4. F. Itakura, "Minimum prediction residual principle applied to speech recognition", IEEE Trans. on Acoust. Speech. Signal Processing, vol. ASSP-23, pp. 67~72, 1975.
5. V.V. Digalakis et al., "Fast Algorithm for phone Classification and Recognition Using Segment-Based Models", IEEE Trans. on Signal Processing, vol.40 no.12, pp. 2886~2896, 1992
6. T.V. Steenivas et al., "Zero-Crossing Based Spectral Analysis and SVD Spectral Analysis for Form ant Frequency Estimation in Noise", IEEE Trans. on Signal Processing, vol.40 no.2, pp. 282~294, 1992
7. N.Moayeri et al., "Fine-Coarse Vector Quantization", IEEE Trans. on Signal Processing, vol.39 no.7, pp. 1503~1515,

- 1991
8. T.M. Martinez et al., "「Neural-Gas」 Network for Vector Quantization and its Application to Time-Series Prediction", IEEE Trans. on Neural Networks, vol.4 no.4, pp. 558~569, 1993.
  9. B.Friedlander et al., Least Squares Algorithm for Adaptive Linear-Phase Filtering, IEEE Trans. on Acoust, Speech Signal Processing, vol.ASSP-30 no.3, pp. 381~389, 1992.
  10. G.Carayannis et al., "A Fast Sequential Algorithm for Least-Squares Filtering and Prediction", IEEE Trans. on Acoust., Speech Signal Processing, vol.ASSP-31 no.6, pp. 1394~1402, 1983.
  11. B.Friedlander et al., "Recursive Lattice Forms for Spectral Estimation", IEEE Trans. on Acoust., Speech Signal Processing, vol.ASSP-30 no.6, pp. 920~930, 1982.
  12. B.Porat et al., "Normalized Lattice Algorithms for Least-Squares FIR System Identification", IEEE Trans. on Acoust, Speech signal Processing, voe.ASSP-31 no.1, pp. 122~128, 1983.
  13. H.Sakai, "Circular Lattice Filtering Using Pagano's Method", IEEE Trans. on Acoust., Speech Signal Processing, vol.ASSP-30 no.2, pp. 279~286, 1982.
  14. J.Benesty et al., "A Fast Exact Least Mean Square Adaptive Algorithm," IEEE Trans. on Signal Processing, vol.40 no.12, pp. 2904~2920, 1992.
  15. H.M. Zhang et al., "On the Methods for Soling Yule-Walker Equations", IEEE Trans. on Signal Processing, vol.40 no.12, pp. 2987~3000, 1992.
  16. 최용세 외 3인 "음성신호의 최적특징을 적응적으로 추출하는 방법에 관한 연구", 한국통신학회 논문지, vol.19 no.2, pp. 373~380, 1994.



車泰浩(Tae Ho Cha)正會員

1960년 10월 20일생  
1985년 2월 : 명지대학교 전자공학과 졸업(공학사)  
1987년 2월 : 명지대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)  
1993년 3월~현재 : 명지대학교 대학원 전자공학과 박사과정

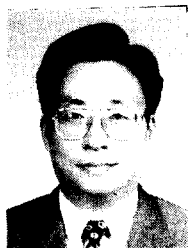
1987년 3월~1988년 8월 : 해태전자(주) 기술연구소  
1988년 9월~현재 : 생산기술연구원 부설 기술교육센터 계측제어과



張承寬(Seung Kwan Jang)正會員

1960년 1월 8일생  
1984년 2월 : 명지대학교 전자공학과 졸업(공학사)  
1986년 2월 : 명지대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)  
1994년 9월~현재 : 명지대학교 대학원 전자공학과 박사과정

1986년 8월~1992년 8월 : 현대전자(주) 산업전자연구소  
1992년 8월~현재 : 생산기술연구원 부설 기술교육센터 전자기과



崔雄世(Ung Se Choi)正會員

1955년 12월 11일생  
1981년 2월 : 명지대학교 전자공학과 졸업(공학사)  
1983년 2월 : 명지대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)  
1994년 8월 : 명지대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학박사)

1975년 4월~현재 : 생산기술연구원 부설 기술교육센터 전자기과



金昌錫(Chang Seok Kim)正會員

1938년 9월 18일생  
1968년 2월 : 명지대학교 전자공학과 졸업(공학사)  
1972년 2월 : 명지대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)  
1985년 2월 : 명지대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학박사)

1985년 3월~현재 : 명지대학교 공과대학 전자공학과 교수