

음성신호의 최적특징을 적응적으로 추출하는 방법에 관한 연구

正會員 張 承 寬* 正會員 車 泰 浩* 正會員 崔 雄 世* 正會員 金 昌 錫**

A Study on the Adaptive Method for Extracting Optimum Features of Speech Signal

Seung Kwan Jang*, Tae Ho Cha*, Ung Sei Choi*,
Chang Seok Kim** *Regular Members*

要 約

본 논문에서는 음성신호를 일정한 크기로 적응시키 최적의 특징을 추출할 수 있는 방법을 제안 하였다. 음성신호의 특징을 추출하기 위하여 고속선형예측 알고리즘인 FRLS 적용할 때 음성신호를 일정한 크기로 분할한 후 각 프레임 마다 제안한 균등자기상관함수를 가지고 최적특징을 추출하였다.

ABSTRACT

In this paper, we proposed a method of extracting optimum features of speech signal to adjust signal level. For extracting features of speech signal we used FRLS(Fast Recursive Least Square) algorithm, we adjusted each frames of equal datas to constant level, and extracted optimum features of speech signal by using equalized autocorrelation function proposed in this paper.

I. 서 론

음성분석에 있어서 선형예측분석법은 가장 중요한 부분으로서, 음성신호의 포맷트가 높은 상관(correlation)을 나타낸다는 실험적 사실에 근거하여 성도(Vocal Tract)의 모델링, 피치, 포맷트 등, 음성의 가장 기본적인 특징파라미터를 추출하는데 사용되고, 음성의 특성을 지배하는 음색은 pole점들의 관계에 의하며, 음성인식에서의 분석은 주로 all pole모델

을 사용하지만, 음성의 생성모델 분석에서는 pole-zero모델을 사용한다. 현재 AR모델 음성의 진처리 과정에 많이 사용하고 있는 알고리즘은 1947년 Levinson이 발표한 알고리즘에 1960년 Durbin이 알고리즘을 보완해서 발표한 Levinson-Durbin(L-D)알고리즘이 있다[1].

선형예측분석을 이용한 AR 모델링 방법은 머지의 시스템 분석 즉, 임의의 신호 발생원의 분석에 많이 이용되고 있는 방법으로 임출력을 알고 있는 경우 그 시스템의 특징을 결정지워지는 것은 AR모델의 계수로 나타내어지므로 오래전 부터 여러 연구자에 의해 AR 모델의 계수를 찾는 방법에 대하여 많이 발표되어 왔고, 대표적으로 사용되고 있는 방법은 Autocorrelation Method와 Covariance Method이며, 이 두

*生産技術研究院
**明知大學校 電子工學科
論文番號 : 94 - 37

가지 기법 모두 각각의 특성과 장단점을 가지고 있어서 특정 추출의 방법으로 많이 사용되고 있다[1].

최근에 사용되고 있는 전처리 알고리즘들은 수행 시간이 비교적 길고, 신호원의 특징을 정확하게 추출하기 어렵기 때문에 최적특징 파라미터와 실시간 처리가 요구되는 인식장치에서는 계산량이 작고, 실행속도가 빠른 알고리즘이 요구된다.

AR모델은 수행시간 및 계수값의 독립성 등의 장점 때문에 음성인식의 전처리과정으로 많이 사용되어왔다. 음성신호는 발성자의 상태에 따라 신호 크기가 달라지고, 음성신호를 일정한 구간으로 분할하여 처리할 경우에 각 구간별로도 크기가 일정하지 않다. 이러한 차이 때문에 AR모델을 이용하여 음성의 특징을 추출한 경우에, 이러한 차이 때문에 AR모델의 계수 평가치 고정된 초기 데이터 값을 갖는 알고리즘을 적용하여서도 최적의 AR모델 계수로 평가할 수 없게 되고 그 결과 음성의 최적특징을 찾을 수 없다.

따라서 본 논문에서는 음성신호를 일정한 크기로 식용 시키는 방법을 제시하고, 실행속도가 빠르고 특성분석이 우수한 FRLS 알고리즘[1][6]을 사용하여 최적특징을 추출 하고자 한다.

II. AR 모델

입·출력신호를 이용하여 미지시스템의 분석에 AR모델을 설정하고 m개의 시스템변수를 추출한다. m개의 시스템 파라미터를 추출하기 위해서 현재의 출력 Y(n)이 현재의 입력 X(n)과 과거의 출력 Y(n-1), Y(n-2), ..., Y(n-m)의 선형적 관계적인 m차의 AR모델로 표현되며, 식(1)과 같이 나타낼 수 있다.

$$Y(n) = \sum_{i=1}^m a_i Y(n-i) + X(n) \quad (1)$$

여기서, Y(n)은 현재의 출력, X(n)은 현재의 입력, a_i 은 AR 모델의 계수이다.

이 모형을 주파수 평면에서 파워스펙트럼을 다음 식으로 표현할 수 있다.

$$P_x(e^{-j\omega}) = |H(e^{-j\omega})|^2 \quad (2)$$

여기서

$$H(z) = \frac{K}{1 + \sum_{i=1}^m a_i z^{-i}} \quad (3)$$

이며 K는 입력 신호에너지이다.

미지시스템 파라미터인 AR모델의 계수 a_1, a_2, \dots, a_m 를 정확하게 평가하기 위해서는 AR 모델에서 추정된 출력 $\hat{Y}(n)$ 과 시스템의 출력 Y(n)의 차이 추정 오차 E(n)이 "0"이 되도록 평가한다.

$$E(n) = E[(Y(n) - \hat{Y}(n))^2] = E[(Y(n) - \sum_{i=1}^m a_i Y(n-i))^2] \quad (4)$$

이러한 AR 모델의 계수추정방법에는 Yule-Walker, Levinson Durbin, Burg알고리즘 등이 있다.[2][3].

III. FRLS 알고리즘

선형시스템의 분석을 위한 AR모델을 N+m차의 상태공간방정식으로 표현하면 식(5)와 같이 된다.

$$H_i X_i = D \cdot H_i \quad (5)$$

$$y(i) = H_i X_i^T + b_i \quad (6)$$

여기서, $y(i)$ 는 i번째 시간에서의 관측신호, b_i 는 분산값이 σ_b^2 인 입력 백색잡음이며, 입력벡터 X_i , 미지의 시스템 파라미터 매터 H_i 및 상태전이매터 D_i 는 다음과 같다.

$$X_i = [x_i, x_{i-1}, \dots, x_i, x_{i-1}, \dots, x_{i-m+1}]^T \quad (7)$$

$$H_i = [\underbrace{0 \dots 0}_{(N-i) \text{ 개}}, a_m, a_{m-1}, \dots, a_m, \underbrace{0 \dots 0}_i] \quad (8)$$

$$D = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & 1 \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix} \quad (9)$$

식(5)의 상태방정식에서 파라미터 \mathbf{H} 의 특성은

$$d\mathbf{r}_i = \mathbf{X}_i^T d\mathbf{P}_i \mathbf{X}_i \quad (20)$$

$$E[\mathbf{H}] = \mathbf{h}_0 \quad (10)$$

$$d\mathbf{K}_i = \mathbf{D} d\mathbf{P}_i \mathbf{X}_i \quad (21)$$

$$E[(\mathbf{H} - \mathbf{h}_0)(\mathbf{H} - \mathbf{h}_0)^T] = \sigma_h^2 \mathbf{P}_0 \quad (11)$$

$$d\mathbf{P}_{i+1} = \lambda^{-1} [\mathbf{D} d\mathbf{P}_i \mathbf{D}^T - \mathbf{K}_i(\mathbf{r}_i)^{-1} \mathbf{K}_i^T + \mathbf{K}_{i-1}(\mathbf{r}_{i-1})^{-1} \mathbf{K}_{i-1}^T] \quad (22)$$

과 같이 각각 평균값과 공분산값으로 나타내며, 추정하는 평가기준은 다음식으로 나타낼 수 있다.

$$J(m) = \sum_{i=1}^m \lambda^{m-i} [y(i) - \mathbf{H} \mathbf{X}_i]^2 + \mu (\mathbf{H} - \mathbf{h}_0)^T \pi_0^{-1} (\mathbf{H} - \mathbf{h}_0) \quad (12)$$

$$\mu = \frac{\gamma b}{\sigma_h^2} \quad (13)$$

여기서 λ 는 0과 1사이의 값에 대한 지수배터상수이고, μ 는 잡음과 추정데이터의 분산에 대한 비율이다.

식(5)의 상태방정식에서 AR모델의 계수벡터 \mathbf{H} 를 평가하기 위한 방법으로 Kalman이 제안한 방법을 도입하면

$$\mathbf{H}_i = \mathbf{D} \mathbf{H}_i + \mathbf{K}_i(\mathbf{r}_i)^{-1} [y(i) - \mathbf{X}_i^T \mathbf{H}_i] \quad (14)$$

으로 나타낼 수 있으며, 식(20), 식(21) 및 식(22)은 i 번째의 추정값과 $i-1$ 번째의 추정값을 이용하여 $i+1$ 번째의 값을 평가하는 순환적인 식이다[7][8].

식(20) ~ 식(22)의 순환관계식을 Kalman Filter 방정식에 적용하면

$$\mathbf{V}_i = \mathbf{Y}_{i-1}^* \mathbf{X}_i \quad (23)$$

$$\mathbf{W}_i = \mathbf{M}_i \mathbf{V}_i \quad (24)$$

$$\mathbf{r}_i = \mathbf{r}_{i-1} + \mathbf{V}_i^T \mathbf{W}_i \quad (25)$$

$$\mathbf{K}_i = \mathbf{K}_{i-1} + \mathbf{D} \mathbf{Y}_{i-1} \mathbf{W}_i \quad (26)$$

$$\mathbf{r}_i = \mathbf{X}_i^T \mathbf{P}_{i/i-1} \mathbf{X}_i + 1 \quad (15)$$

$$\mathbf{M}_i = \lambda^{-1} [\mathbf{M}_{i-1} - \mathbf{W}_i(\mathbf{r}_i)^{-1} \mathbf{W}_i^T] \quad (27)$$

$$\mathbf{K}_i = \mathbf{D} \mathbf{P}_{i/i-1} \mathbf{X}_i \quad (16)$$

$$\mathbf{Y}_i = \mathbf{D} \mathbf{Y}_{i-1} - \mathbf{K}_{i-1}(\mathbf{r}_{i-1})^{-1} \mathbf{V}_i^T \quad (28)$$

$$\mathbf{P}_{i+1/i} = \lambda^{-1} [\mathbf{D} \mathbf{P}_{i/i-1} \mathbf{D}^T - \mathbf{K}_i(\mathbf{r}_i)^{-1} \mathbf{K}_i^T] \quad (17)$$

$$\mathbf{M}_i = \lambda^{-1} [\mathbf{M}_{i-1} + \mathbf{W}_i(\mathbf{r}_{i-1})^{-1} \mathbf{W}_i^T] \quad (29)$$

$$\mathbf{Y}_i = \mathbf{D} \mathbf{Y}_{i-1} - \mathbf{K}_i(\mathbf{r}_i)^{-1} \mathbf{V}_i^T \quad (30)$$

와 같이 표현되며, 식(14)을 순회(recursive)하게 평가하기 위해서 이득벡터는

$$\mathbf{K}_i^k = \mathbf{K}_i(\mathbf{r}_i)^{-1} \quad (18)$$

로 정의하고, 식(14)는 현재상태의 추정값과 바로 전상태의 추정값 차에 의하여 표현된 것이므로, 식(15) ~ 식(17)의 변수를 식(19)과 같이 차에 의한 값들로 정의 할 수 있고

으로 전개된다. 식(23) ~ 식(30)은 식(7)과 식(8)에서 나타낸 것과 같이 $(m+N)$ 의 크기를 갖는 방정식들로서, $(m+1)$ 의 크기를 갖는 영역으로 투영(projection)시키면

$$\mathbf{V}_i = \mathbf{S}_{i-1}^T \mathbf{X}_{m+1}(i) \quad (31)$$

$$\mathbf{W}_i = \mathbf{M}_{i-1} \mathbf{V}_i \quad (32)$$

$$\mathbf{r}_i = \mathbf{r}_{i-1} + \mathbf{V}_i^T \mathbf{W}_i \quad (33)$$

$$\begin{aligned} d\mathbf{P}_i &= \mathbf{P}_i - \mathbf{P}_{i-1} \\ d\mathbf{r}_i &= \mathbf{r}_i - \mathbf{r}_{i-1} \\ d\mathbf{K}_i &= \mathbf{K}_i - \mathbf{K}_{i-1} \\ d\mathbf{K}_i^k &= \mathbf{K}_i^k - \mathbf{K}_{i-1}^k \end{aligned} \quad (19)$$

$$\mathbf{M}_i = \lambda^{-1} [\mathbf{M}_{i-1} - \mathbf{W}_i(\mathbf{r}_i)^{-1} \mathbf{W}_i^T] \quad (34)$$

AR모델의 계수벡터 \mathbf{H} 의 식(14)를 순회적으로 구하기 위하여, 식(15) ~ (17)에 식(21)을 적용하면

$$\mathbf{S}_i = \mathbf{S}_{i-1} - \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{K}_{i-1} \end{bmatrix} (\mathbf{r}_{i-1})^{-1} \mathbf{V}_i^T \quad (35)$$

$$M_i = \lambda^{-1} [M_i + W_i(r)^{-1} W_i] \quad (36)$$

$$S_i = S_{i-1} - \begin{bmatrix} K_i \\ 0 \end{bmatrix} (r_i)^{-1} V_i \quad (37)$$

로 정의되며, 여기서 V_i 는 S_i 의 관계로부터 정의하면

$$V_i = \begin{bmatrix} 0 \\ S_i \\ 0 \end{bmatrix} \quad (38)$$

이 되고, S_i 의 크기는 $(m+1, 2)$ 의 크기를 갖는다.

식(31) ~ 식(38)은 매트릭스 계산이 전혀없이 선형식이며, 순회적으로 AR모델의 계수를 평가할 수 있는 고속처리 알고리즘이다.

IV. 음성신호의 최적특징추출

현재의 신호를 과거 신호들의 선형결합으로 표현되는 AR모델을 이용한 음성의 특징 추출시 초기 음성신호를 평가하기 위하여, 평가 신호에 영향을 받는 초기값이 요구된다. 이러한 알고리즘의 초기값은 주에서 신호에 영향을 받는 초기값들의 실정은 신호의 특성에 따라 적절한 값을 설정해주어야 한다. 음성신호에 있어서 신호 크기는 같은 단위일 지라도 발성자의 발음 상태에 따라 다르므로 그림(1)과 같이 한 단어의 음성신호 중에서도 중반부와 후반부의 음성신호는 중반부 음성신호에 비하여 크기가 작으므로 각 프레임 처리 마다 적절한 초기값을 변화시켜 주어야 한다. 그러나 각 경우 마다 음성신호에 맞는 적절한 초기값을 변화시키는 것은 불가능하므로 본 논문에서는 음성특징 추출시 신호의 크기 때문에 발생하는 초기값의 문제점을 해결하기 위하여 입력신호의 크기를 일정하게 적용시키는 균등자기상관함수를 제안한다.



그림 1. 음성신호파형(발성을 "일")
Fig 1. Speech signal waveform(utterance of "il")

음성의 특징추출을 위하여 음성신호를 여러 프레임으로 분할한 후 음성신호 성분내 포함되어 있는 잡음의 제거 및 신호의 통계적 특성을 알기 위하여 프레임 단위로 단기값(short term) 자기상관함수를 적용한다.

$$R(k) = \frac{N}{N-k} \sum_{i=0}^{N-k} X(i) \cdot X(i-k) \quad (39)$$

여기서 $R(k)$ 는 자기상관함수, $X(i)$ 는 음성신호, N 은 프레임의 데이터 수이다. 식(39)에서 $R(k)$ 의 크기는 입력신호 크기에 관계되며, 신호의 크기 때문에 발생하는 초기값의 설정 문제를 해결하기 위하여 $R(k)$ 의 크기를 일정하게 만들어야 한다. 자기상관함수 $R(k)$ 의 크기는 $R(0)$ 의 값이 가장 크다는 점을 이용하여 균등자기상관함수 $R(k)$ 를 제안하면 다음과 같다.

$$R(k) = C \sum_{i=0}^{N-k} \frac{R(i)}{R(0)} \quad (40)$$

식(40)은 입력신호 $X(i)$ 의 크기에 관계없이 최대 값이 C 인 것은 적용형 균등자기상관함수이다. 이때 $R(0)$ 은 원 음성신호의 크기 성분을 갖는 함수로서 각 프레임의 파워크기를 감성하는 식(3)의 K 와 같은 특성을 갖는다. 식(40)은 입력신호 $X(i)$ 의 크기에 관계없이 최대 크기가 C 인 적용형 균등자기상관함수로서, 본 논문에서는 그림3의 흐름도에 있는 자기상관함수 처리에서 제안한 식(40)의 균등자기상관함수를 적용하였고, 초기 데이터값이 C 로 설정된 FRLS알고리즘을 식(1)의 AR모델의 계수를 평가하였다. 그 평가된 계수를 식(2)와 식(3)에 적용하여 음성신호의 파워스펙트럼을 평가하였다. 식(40)의 $R(0)$ 가 식(3)의 K 와 같은 특성을 갖기 때문에 식(3)의 K 대신에 $R(0)$ 을 적용하여 각 프레임별로 원 음성신호가 갖는 파워스펙트럼을 구하였고 캡스트럼을 적용하여 최적의 음성 특성을 추출하였다.

V. 실험 및 고찰

식(2)는 본 논문에서 사용한 실험 구성도이다.

식(1)으로부터 알 수 있는 바와 같이 입력된 음성신호는 선형증폭기와 $[1\text{kHz}]$ 사역통과필터를 거친 후, 8kHz 의 주파수로 12bits 샘플링하여 A/D 변환시키고, 음성신호의 고주파수 부분이 소실되는 것을

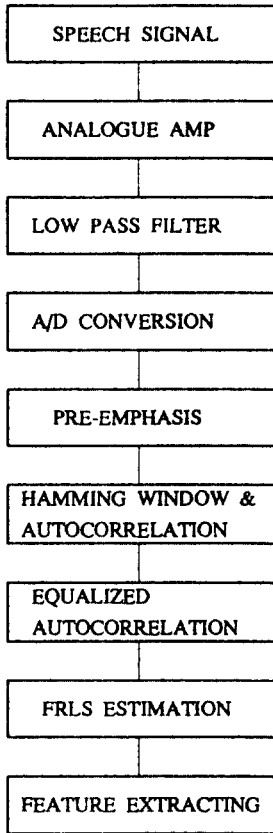


그림 2. 실험 구성도
Fig 2. A experiment system

막기 위하여 $1 - \alpha z^{-1}$ 의 필터를 통과시켜 음성신호의 고역부분을 강조시켰으며, 본 논문의 실험에서는 정확한 음성의 특징을 비교 분석하기 위하여 α 의 값에 10보다 큰 값을 주어서 주파수 성분이 1~4kHz 영역에 고르게 분포하는 음성신호로 변화시켰다. 강조된 신호는 음성의 특징을 파악하기 위해 음성신호를 해밍창을 사용하여 256개씩 샘플 프레임을 분할 후 균등자기상관함수를 적용하여 각 LPC파라미터들을 구간별로 추정하였고 최적특징 추출을 위한 흐름도는 그림3과 같다.

음성의 최적특징 추출시 알고리즘의 초기값 들은 신호의 특징 추정에 커다란 영향을 미치므로 적합한 초기값 선정이 요구되며 본 연구에서는 단일 숫자음의 음성신호를 같은 크기를 갖는 균등자기상관함수로 처리후 FRLS 알고리즘의 초기값을 평가하였으

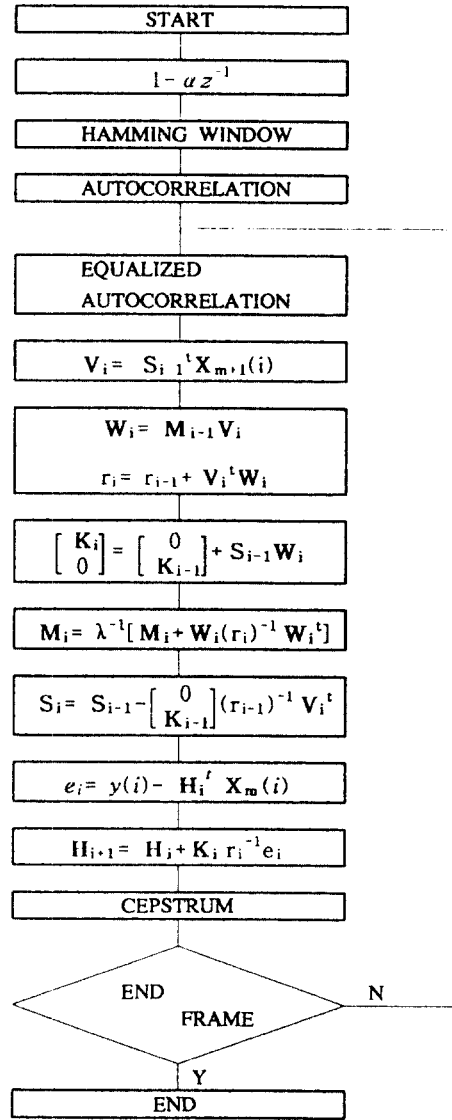


그림 3. 최적특징추출을 위한 흐름도
Fig 3. A flow chart for optimum feature extracting

며, 평가된 초기값을 적용하여 프레임별로 AR모델의 계수를 평가한 후 켈프스트럼을 적용하여 음성의 특징을 추출하였고 균등자기상관함수를 처리하지 않은 음성의 특징과 비교 고찰하였다.

FRLS 알고리즘에서 초기값의 구성은 식(14)의 AR 모델의 계수 a_i , 식(23)의 추정데이터 X_i , 식(24)의 잡음과 추정분산 벡터 M , 식(33)와 식(35), 식(37)

의 매트릭스 인산(r, S), 식(34)와 식(37)의 Kalman 이득매터 K 로 되어 있으며, 이 초기값들에 대한 최적의 추정결과를 얻기위하여 단일 숫자음 음성신호를 이용하여 실험하였다. 실험 결과 최적의 초기값은 $K = 0.1, X_0 = 0.01, M = 20000, a_0 = 0.001, r = 1, S = 1$ 임을 얻었다.

“영” 부터 “구” 까지 숫자음의 최적추출을 하기 위하여 각 숫자음의 음성 신호에 제한한 균등자기상관함수를 적용하여 크기를 10으로 작음시켰으며, 이 크기와 같은 초기 매이디 값으로 설정된 FRLS 알고리즘을 적용한후 음성의 파워스펙트럼을 평가하였고, 그림(4)와 (6)은 균등자기상관함수로 처리한 숫자음 “영”의 제7번째 및 10번째 프레임의 추정파워스펙트럼이고, 그림(5)과 (7)은 같은 신호에 대하여 균등자기상관함수를 적용하지 않은 경우의 추정파워스펙트럼 이다. 그림(5)은 신호 성분이 균등자기상관함수로 처리한 크기 보다 작은 경우로서 고주파 특성은 추출을 못하였으며, 그림(7)은 균등자기상관함수 보다 큰 경우로서 고주파 특성을 추출하였으나, 그림(6)와 비교하여 정보모에서 떨어지는 결과를 얻었다. 각 숫자음 신호들에 대하여 실험한 결과 균등자기상관함수를 적용한 경우 각 균등자기상관함수를 적용하지 않은 경우보다 오차의 수렴속도가 빠르고 원 신호의 특징에 매우 민감함을 얻었다.

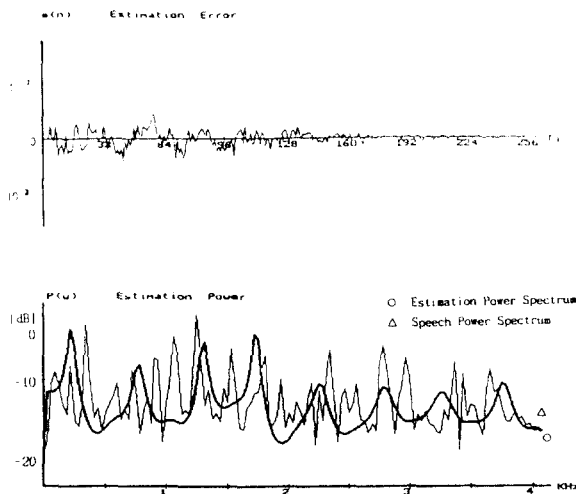


그림 4. 균등자기상관함수를 적용한 최적의 추정파워스펙트럼과 평가오차(제7번째 프레임)

Fig 4. Estimation power spectrum using equalized auto correlation and estimation error(3rd frame)

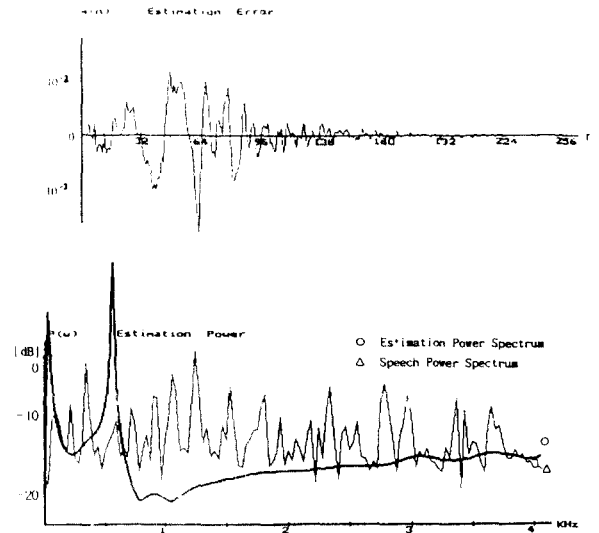


그림 5. 균등자기상관함수를 적용하지 않은 경우의 추정파워스펙트럼과 평가오차(제7번째 프레임)

Fig 5. Estimation power spectrum not using equalized autocorrelation and estimation error(3rd frame)

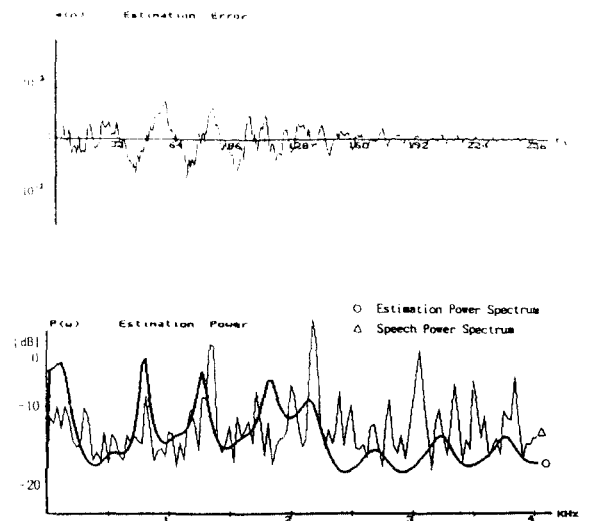


그림 6. 균등자기상관함수를 적용한 최적의 추정파워스펙트럼과 평가오차(10번째 프레임)

Fig 6. Estimation power spectrum using equalized auto correlation and estimation error(7th frame)

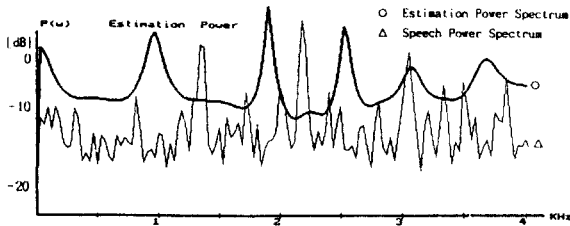
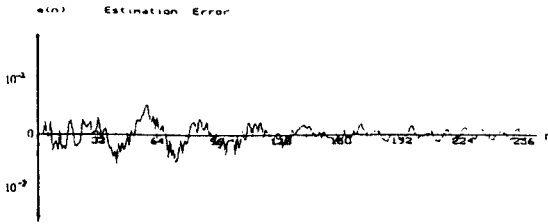


그림 7. 균등자기상관함수를 적용하지 않은 경우의 추정과 위스펙트럼과 평가오차(일곱번째 프레임)

Fig 7. Estimation power spectrum not using equalized autocorrelation and estimation error(7th frame)

VI. 결 론

본 논문에서는 음성신호의 최적의 특징을 추출하기 위하여 균등자기상관함수를 제안하였다. 제안한 균등자기상관함수로 적용한 파워스펙트럼과 적용하지 않은 파워스펙트럼을 비교 평가한 결과 균등자기상관함수를 적용한 파워스펙트럼이 원 음성의 파워스펙트럼에 매우 근접한 결과를 얻었고 프레임별로 음성신호의 크기차에 관계없이 최적특징을 추출할 수 있었다.

본 논문에서 제안한 균등형 자기상관함수 처리 방법은 단일 숫자음 뿐만 아니라 모든 음성신호에 적용 가능할 것으로 생각되며 실시간 음성인식에도 폭넓게 응용 가능할 것으로 확신한다.

참 고 문 헌

1. John R.Deller, Jr. et al., Discrete-Time Processing of Speech Signals, Macmillan Publishing Company, pp.266~343, (1993)
2. Bernard Widrow, et al., Adaptive Signal Processing, Prentice Hall, Inc., pp.164~186, (1985)
3. Edward J.Wegman, et al., Statistical Signal Processing, Marcel Dekker, Inc., pp.25~36, (1984)
4. Amrane Houacine, "Regularized Fast Recursive Least Squares Algorithms for Adaptive Filtering," IEEE Trans. Signal Processing, Vol.39, No.4, pp.860~871, (1991)
5. Amrane Houacine, et al., "Fast adaptive spectrum estimation: Bayesian approach and long AR Model," in proc. IEEE, ICASSP-87, pp. 2085~2088, (1987)
6. M.Morf, G.S.Sidhu, and T.Kailath, "Some new algorithms for recursive estimation in constant, linear, discrete time system," IEEE Trans. Automat. contr, Vol.AC-19, pp.315~323, (1974)
7. Robert G. Brown, Introduction to Random Signal Analysis and Kalman Filtering, John-wiley & Sons, Inc., pp.181~267, (1983)
8. Keigo watanabe, Adaptive Estimation and Control, Prentice Hall, Inc., pp.15~121, (1992)



張承寬(Seung Kwan Jang) 正會員

1960年 1月 8日生

1984년 2월 : 명지대학교 전자공학과 졸업(공학사)

1986년 2월 : 명지대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)

1986년 8월 ~ 1992년 8월 : 현대전자(주) 산업전자연구소

1992년 8월 ~ 현재 : 생산기술연구원 부산 기술교육센터 전자기학과



車泰浩(Tae Ho Cha) 正會員

1960年 10月 20日生

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 부산 기술교육센터 계측제어과



崔雄世(Ung Sei Choi) 正會員

1955年 12月 11日生

1981년 2월 : 명지대학교 전자공학과 졸업(공학사)

1983년 2월 : 명지대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)

1992년 8월 : 명지대학교 대학원 전자공학과 박사과정 이수

1975년 4월 ~ 현재 : 생산기술연구원 부산 기술교육센터 전자기학과



金昌錫(Chang Seok Kim) 正會員

1938年 9月 18日生

1968년 2월 : 명지대학교 전기공학과 졸업(공학사)

1972년 2월 : 명지대학교 대학원 전기공학과 졸업(공학석사)

1985년 2월 : 명지대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학박사)

1985년 3월 ~ 현재 : 명지대학교 공과대학 전자공학과 교수