

신호를 한개의 데이터로 함축하고 재생하는 알고리즘 실현에 관한 연구

(A Study on the Processing for Implication and Regeneration of Signal)

宋 道 善*, 孫 振 宇**, 李 幸 世***
(Do Sun Song, Jin Woo Sohn, and Haing Sei Lee)

要 約

본 연구에서는 chaos의 확정적 예측(deterministic prediction)값을 이용하여 수많은 데이터로 구성된 신호를 일정한 크기로 된 한개의 데이터로 함축하는 알고리즘과 함축된 데이터를 응용한 후 원래의 신호가 필요하면 함축된 데이터에서 다시 원래의 신호로 재생하는 방법에 관한 알고리즘을 제안하였다. 또 30개의 데이터로 구성되고 특성이 상이한 3개의 신호를 제시된 함축알고리즘으로 실현하여 한개의 데이터로 함축하고 함축된 한개의 데이터에 재생알고리즘을 실현시켜 결과를 분석하고 예측계수의 수가 증가함에 따라 원 신호와 재생된 신호가 거의 일치하는 실험적 결론에 도달하였다. 여기서 제안된 알고리즘은 데이터 전송, 신호처리, CAD, 문자인식 등 여러 분야에서 응용될 수 있을 것이다.

Abstract

This paper presents how the signal is expressed by an implied unit data and the implied unit data is regenerated into the original signal. This shows that the regenerated signal is equal or similar to the original signal depending on the number of chaos prediction. The algorithm quoted above is implemented from the signal composed of 30 data. This algorithm will be applied to the applied science of data communication: information storage, speech processing, CAD, character recognition, etc...

I. 서 론

과학 및 공학의 많은 분야에 수많은 정보가 있으며 이들 정보들의 인식이나 전송 및 저장, 재생 등에 시간과 공간이 많이 소요되게 된다.

특히 데이터 통신에서는 정보량이 많으면 정보의 처리 시간과 전송지연 시간이 길어져서 처리량에 영향을 미쳐 서비스질의 저하를 초래하는 문제점등이 발생하므로 정보의 압축이 중요한 관점이 된다.

영상신호나 CAD 정보는 일반적으로 데이터 양이 많으므로 저장시 큰 공간이 필요하며, 음성신호정보는 LPC 처리나 PARCOR 처리등 어떤 처리 방법일지라도 무성음이나 유성음으로 나누고 그 유성음을 다시 pitch나 vocal parameter 등으로 분석하여 저장 또는 분리하였다가 다시 여러 parameter를 조합하여 합성하는 까다로운 합성을 한다. 또한 신경망에 음성신호를 적용시켜 인식할 때는 프레임 단위나 음소 단위등으로 분석하므로 보다 적은 파라메타가 필요할 것이며 음성의 데이터 베이스 또한

* 正會員, 中京工業專門大學 電子計算機科
(Dept. of Computer Eng., Joungkyung Col.)

** 正會員, 韓國電子通信研究所
(Electronics Telecom. Research Institute)

*** 正會員, 亞洲大學校 電子工學科
(Dept. of Elec. Eng., Ajou Univ.)

接受日字: 1992年 3月 4日

적은 기억공간이나 처리시간이 필요할 것이다.

본 연구는 최근에 연구되고 있는 물리학의 한 분야인 chaos^(1,2)의 확정적 예측(deterministic prediction)함수인 logistic map function⁽³⁾을 이용하여 수많은 데이터로 구성된 신호를 한개의 데이터로 함축하고 함축된 한개의 데이터를 용도에 적절하게 응용한 후 원래의 신호가 필요하면 함축된 데이터에서 원래의 신호로 재생하는 연구로서 음성신호의 분석 및 합성이나 재생에 응용하기 위한 신호처리 및 신호의 전송인식 저장등의 새로운 방법 제시를 위한 알고리즘 제안이기도 하다.

여기서 제시한 신호의 함축이란 압축의 의미를 포함하며 일정한 크기로 된 한개의 데이터에 수많은 데이터로 구성된 신호값을 거의 정확하게 유지하고 있음을 의미한다.

본문에서는 chaos의 확정적 예측함수의 특징과 일반식을 이용하여 많은 데이터로 구성된 신호를 한개의 데이터로 함축하는 알고리즘과 함축된 한개의 데이터에서 원신호로 재생하는 알고리즘을 제시하였다.

실험 및 결과 고찰에서는 30개의 데이터로 구성되고 특성이 상이한 3개의 신호를 컴퓨터 시뮬레이션으로 함축하고 재생하여 제안된 알고리즘을 실현하여 결과를 분석하였다.

II. 본 론

본 연구에서 실현하려고 하는 알고리즘에 사용되는 chaos 함수는 확정적 예측함수로서 식(1)과 같다.

$$X_{c+1} = A * X_c * (1 - X_c) \quad (1)$$

여기서 A 가 $0 < A \leq 3$ 이면, X_{c+1} 이 수렴 영역으로, $3 < A \leq 3.57$ 이면 발진 영역으로, $3.57 < A \leq 4$ 이면 혼돈 영역⁽⁴⁾으로 몰입한다.

식 (1)을 일반적인 chaos prediction 함수⁽⁵⁾로 표현하면 식 (2)가 된다.

$$X_c = F^c(X_0) \quad (2)$$

여기서 X_0 는 예측을 하기 위한 초기값이면 X_c 는 X_0 의 c 번째 예측값이다. c 의 범위는 $1 \leq c \leq \infty$ 이며 chaos 예측 함수에서 발생되는 값이 거의 랜덤하므로 무한대 c -fold 예측값은 신호정보와 같거나 매우 유사한 정보값을 포함한다.

그러나 무한대 c -fold 예측은 현실적으로 불가능하므로 c 는 $1 \leq c \leq K$ 로 조건을 설정하면 X_0 의 prediction 값인 K 개의 chaos 값 중에서 신호를 구성하는 최적

값을 구할수 있으며 K 를 예측계수라 정의한다.

함축 알고리즘을 실현하기 위해서 한개의 데이터로 함축하고자 일반 함수를 식 (3)이라고 하자.

$$g(S) = AS^m + BS^{m-1} + CS^{m-2} + \dots \quad S = \{1, 2, \dots, n\} \quad (3)$$

식 (3)을 chaos 함수 영역으로 변환하면 식 (4)로 된다.

$$G(X) = T_c(g(S)), \quad X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \quad (4)$$

여기서 T_c 는 신호의 레벨(8 bit 혹은 12 bit 양자화)과 함축시킬 데이터의 갯수에 따라 일반 함수를 chaos 영역으로 변환하는 변환 window 함수이다.

$G(X)$ 의 값 즉 $G(x_1), G(x_2) \dots G(x_n)$ 을 단 한개의 값으로 함축하는 처리는 그림 1에서 식(2)를 이용하여 초기값 CX_0 에서 K 개로 prediction한 chaos 값 중에서 $G(x_1)$ 과 같거나 가장 가까운 값을 C_{12} 라 하면 C_{11} 에서 C_{12} 까지 순서index를 부여하고 C_{12} 에서 C_{12} 의 순서index를 감산한 값이 $G(x_2)$ 의 값과 예측된 값을 비교하기 위하여 prediction을 하기 위한 초기값 CX_1 이 된다. CX_1 을 또다시 K 개로 prediction한 값 중에서 $G(x_2)$ 와 같거나 가장 가까운 값 C_{22} 을 구하여 C_{12} 의 index를 포함하여 C_{21} 에서 C_{22} 까지 index를 부여하고 CX_2 를 구하면 이러한 과정을 n 번 반복하여 CX_n 을 구하며 이 값이 n 개의 데이터를 함축한 값이 된다. 즉 $G(X)$ 의 값 layer 초기값 CX_f 는 식 (5)와 같으며 이것을 식(2)에 n 번 적용시켜 CX_n 을 구한다.

$$CX_j = C_{ij} - I_i \quad (5)$$

여기서 $f = i = \{1, 2, 3 \dots n\}$, $j = \{1, 2 \dots K\}$, $1 = \{1, 2 \dots K * n - 1, K * n\}$ 이다. 이때 최대 index 값이 I_m 이라면 $G(X)$ 의 영역은 예측값이 발산과 특정값으로 수렴되지 않도록 $I_m < G(X)$ 가 되어야 한다.

K 의 값이 크면 신호복원시 같은 CX_n 값이 존재할 수 있으므로 CML(coupled map lattices)⁽⁶⁾ 함수를 이용하여 확인 값 P 식 (6)을 구하여 신호복원시 각각의 hidden chaos prediction 값을 확인한다.

$$P = F((1-e)F(C_n) + (e/(n-1)) \sum_{j=1}^{n-1} F(C_j)) \quad (6)$$

여기서 F 는 식 (2)나 발산되지 않는 chaos 함수이며 e 는 확인 계수이고 C_j 는 $G(X)$ 의 각 Layer에서 $G(X)$ 와 같거나 가장 가까운 값 C_{ij} 들이다.

이때 CX_n 을 구하기 위하여 예측값과 $G(X)$ 를 비교하는 함축 비교 횟수 IN 은 식(7)이 된다.

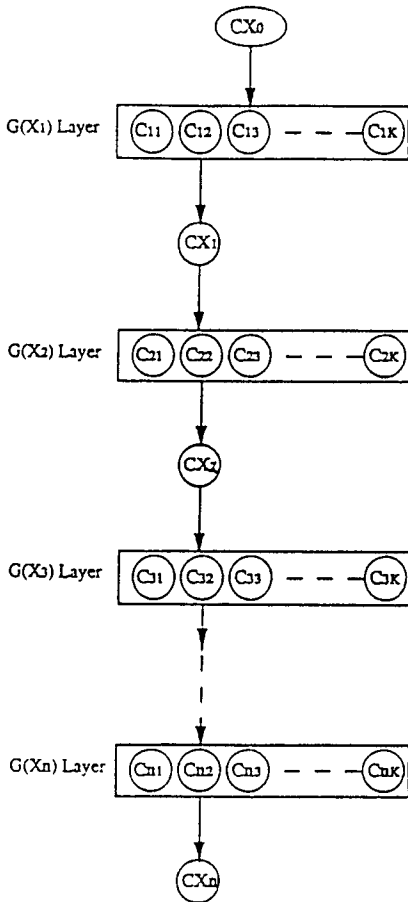


그림 1. 데이터 함축 순서도
Fig. 1. Scheme of data impication.

$$IN=K*n \tag{7}$$

식 (7)은 많은 데이터로 구성된 신호를 한개의 데이터로 함축하는 함축시간과 같다.

대개의 신호처리에서는 신호처리를 한 후에 원 신호를 재생하려면 역으로 처리하면 원 신호를 재생 할 수 있지만 chaos에서는 역 처리가 불가능^[5]하므로 다시 chaos prediction 식 (2)을 이용하여 신호를 재생한다.

함축된 한개의 데이터에서 원 신호를 재생하기 위한 알고리즘은 그림 2에서 초기값 CX_0 에서 S_{11} 을 예측하고 S_{11} 에 순서index를 지정하여 S_{11} 에서 index를 감산한 값 SX_1 을 구하며 SX_1 을 초기치로 하여 S_{21} 을 구하고 S_{21} 에 S_{11} 의 index를 포함한 순서index를 지정하여 다음 SX_2 을 구한다. 이러한 과정을 n번 반복하여 SX_n 을 구하여 함축 값 CX_n 과 일치하면 hidden prediction 값 $S_{11}, S_{21}, \dots, S_{n1}$ 을 확인값 P에 적용시켜 확인한 후 일반 함수영역으로

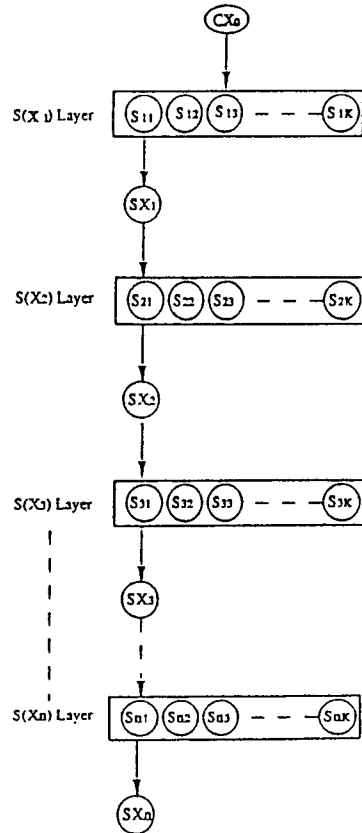


그림 2. 신호 재생 순서도
Fig. 2. Scheme of signal regeneration.

로 변환하면 재생신호가 된다.

즉 재생신호를 구성하는 신호값을 구하기 위한 초기값 SX_f 은 식(8)과 같으며 이것을 식(2)에 n번 적용시켜 $SX_n=CX_n$ 이 되고 확인값 P가 같아지는 hidden prediction 값을 일반 함수 영역으로 변환한다.

$$SX_f=S_{ij}-I_i \tag{8}$$

여기서 f,i,j,1는 식 (5)의 조건과 같다.

SX_n 과 CX_n 이 일치하지 않으면 S_{n-11} 에서 $S_{n2}, S_{n3}, \dots, S_{nk}$ 까지 비교한다. 또 일치하지 않으면 S_{n-12} 에서 구하여진 SX_{n-11} 을 이용하여 비교를 반복하며 그래도 일치하지 않으면 $S_{n-22}, S_{n-32}, \dots, S_{n22}$ 까지 역으로 위의 과정을 반복하며 S_{2k} 에서 비교가 끝나면 다시 S_{12} 을 예측하여 위의 과정을 반복한다.

여기서 구해진 SX_n 과 CX_n 을 비교하여 SX_n 과 CX_n 이 같아지는 재생 비교횟수 GI는 식 (9)와 같다.

$$GI=U_1 * U_2 * U_3 \dots * U_n \tag{9}$$

여기서 U는 각 S(X) layer의 hidden chaos 예측값의 위치이며 초기값에 따라 같은 신호일지라도 GI의 변화^[7,8]가 크다. 그리고 GI는 $1 \leq GI \leq GIH$ 이다.

여기서 GIH는 최대 재생 비교 횟수이며 식 (10)으로 된다.

$$GIH=(K)^n \tag{10}$$

여기서 GI는 함축된 한개의 데이터에서 많은 데이터로 구성된 원래의 신호로 재생하는 재생시간과 같다.

III. 실험 및 결과고찰

본론에서 제시된 함축 및 재생 알고리즘을 실현하기 위해서 신호의 처리를 위한 조건을 다음과 같이 설정하였다.

첫째 일반 함수식 Y를 설정하고

$$Y=400 * X * (1 - X)$$

X의 범위는 $0.0333 < X < 0.999$ 이며 0.0333씩 30개를 증가시켰다. 이때 Y신호는 소수점 이하를 생략했다.

둘째 Y신호에 인위적으로 5개 신호값을 변화시켜 그 신호를 YN신호라 한다.

세째 8bit 음성신호 처리기에서 추출한 30개의 샘플값으로 된 음성신호 그림 4를 설정했다. 음성 신호는 kn-858에서 추출된 것이며 21세 여성의 “가”음성의 자음과 잡음 성분이 포함된 신호이다.

넷째 K의 값을 각각 20, 40, 60, 80, 100으로 제한했으며 확인계수 e는 0.1로 초기값을 0.0001로 고정했다.

위에 제시된 조건을 이용하여 제안된 함축 알고리즘을 실현하여 Y신호와 YN신호 및 음성신호를 K의 값에 따라서 30개의 데이터를 함축한 하나의 함축 신호값과 함축 비교 횟수 IN은 표 1과 같다.

표 1. K의 변화에 의한 함축값과 IN
Table 1. Implied value and IN on the variables K.

K	Y의 함축값	Y의 IN	YN의 함축값	YN의 IN	음성의 함축값	음성의 IN
20	0.001737	600	0.002548	600	0.137419	600
40	0.000031	1200	0.027533	1200	0.141208	1200
60	0.000677	1800	0.001313	1800	0.132491	1800
80	0.000321	2400	0.000071	2400	0.153555	2400
100	0.000781	3000	0.001177	3000	0.140525	3000

표1에서 한개의 단위 길이 10 byte로 된 함축값은 거의 비슷한 값^[7,8]이라는 것을 알 수 있으며, Y와 YN의 함축값은 마지막 신호값이 0이기 때문에 변화가 많이 있다.

여기서 실험시 30개로 구성된 Y신호는 컴퓨터 메모리 119byte가 10byte로 되었으며 YN신호는 120byte가 10byte로 음성신호는 144byte가 10byte로 되었으므로 함축시 같은 갯수의 신호값인 신호는 컴퓨터 메모리가 클수록 더 축소됨을 알 수 있다. 또한 함축시간 즉 IN은 K가 같을 때는 어떤 신호일지라도 같다. 이 함축값을 데이터 전송이나 신호 분석 합성 신호 인식 그리고 데이터베이스 검색 등 응용분야에 응용한다.

원래의 신호를 구하기 위하여 표 1의 함축된 데이터 값들을 이용하여 재생 알고리즘을 실현하였을 때 K가 20, 40, 60, 80, 100일 때의 각각의 재생신호와 Y신호는 그림 3-1과 같다.

그림 3-1에서 재생된 신호를 분석하면 K가 20일때는 원신호와 재생신호는 오차가 크며 Y신호의 큰 형태만 비슷하다.

그러나 K가 40, 60일때는 신호가 점점 Y신호와 유사하며 K가 80일때는 1개의 데이터 외에는 거의 유사하다. 이것은 여러 실험 데이터(약 70개) 중 유일한 것이며 초기값을 변경하면 발생되지 않으므로 초기치 선정과 같이 더 연구 해야 될 문제이다.

K가 100일때는 거의 같아지므로 K가 더 증가하면 원신호와 일치하거나 거의 유사할 것이다.

원래의 YN신호를 구하기 위하여 표 1의 함축된 데이터 값들을 이용하여 재생 알고리즘을 실현하였을 때 K가 20, 40, 60, 80, 100일 때의 각각의 재생신호와 YN신호는 그림 3-2와 같다.

그림 3-2에서 재생된 신호를 분석하면 K가 20일때는 원신호와 재생신호는 오차가 크며 YN신호의 큰 형태만 비슷하다. 그러나 K가 40, 60, 80일때는 재생신호가 점점 YN신호와 유사하며 특히 K가 80일때 Y신호와 같이 1개의 샘플값에 대한 오차가 큰 값이 예측되지 않고 K가 100일때는 거의 같아지므로 K가 더 증가하면 원신호와 일치하거나 거의 유사할 것이다.

음성신호를 구하기 위하여 표 1의 함축값에서 재생 알고리즘을 실현하여 K값에 따라서 재생된 신호와 음성신호는 그림 4와 같다.

그림 4에서도 음성신호와 각각의 샘플값에 대한 오차는 K가 증가할수록 현저히 적어짐을 알 수 있으며 K가 20일 때 에도 원신호의 파형을 유지하며 신호대 잡음비(SNR)를 측정 한 결과 약 34 DB이므로 잡음이 많지만 유사한 음성 파형을 가칭 할 수 있을 것이다. 재생된 신호의 정확도를 원래의 신호와 비교하기 위해서 예측계수수 K의 변화에 의한 원신호들과 각 재생신호의 평균오차는 그림 5

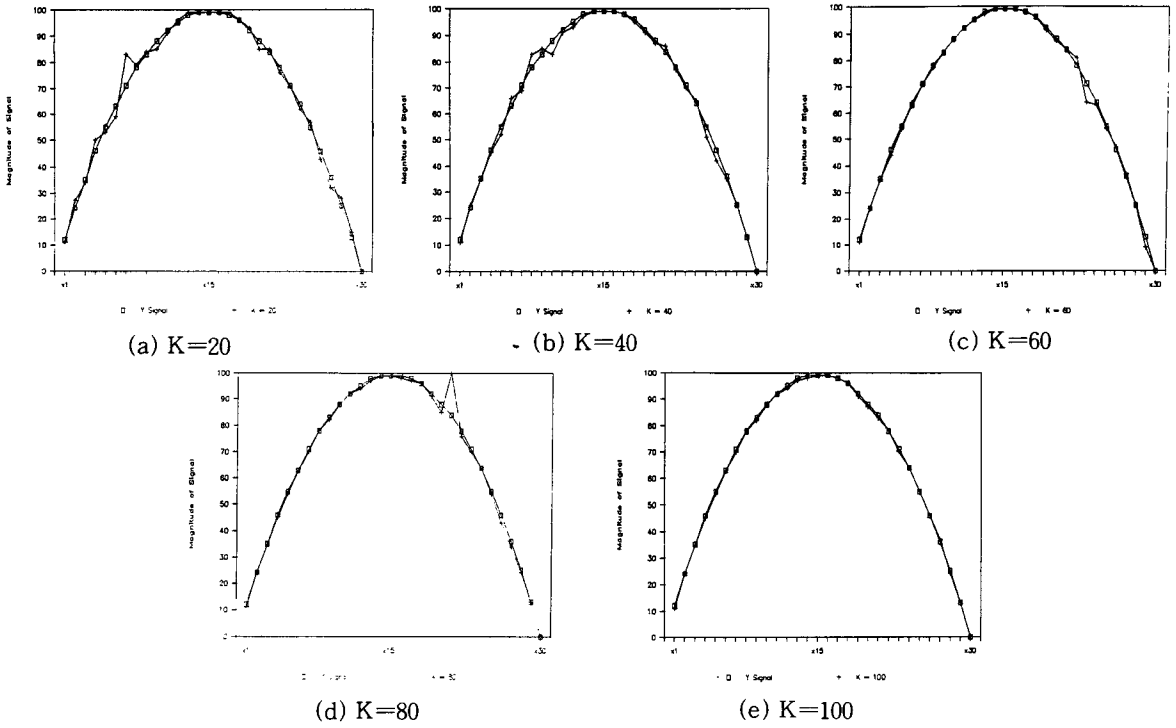


그림 3-1. Y신호와 K값의 변화에 의한 재생신호

Fig. 3-1. Y signal and regeneration signal on the variables K.

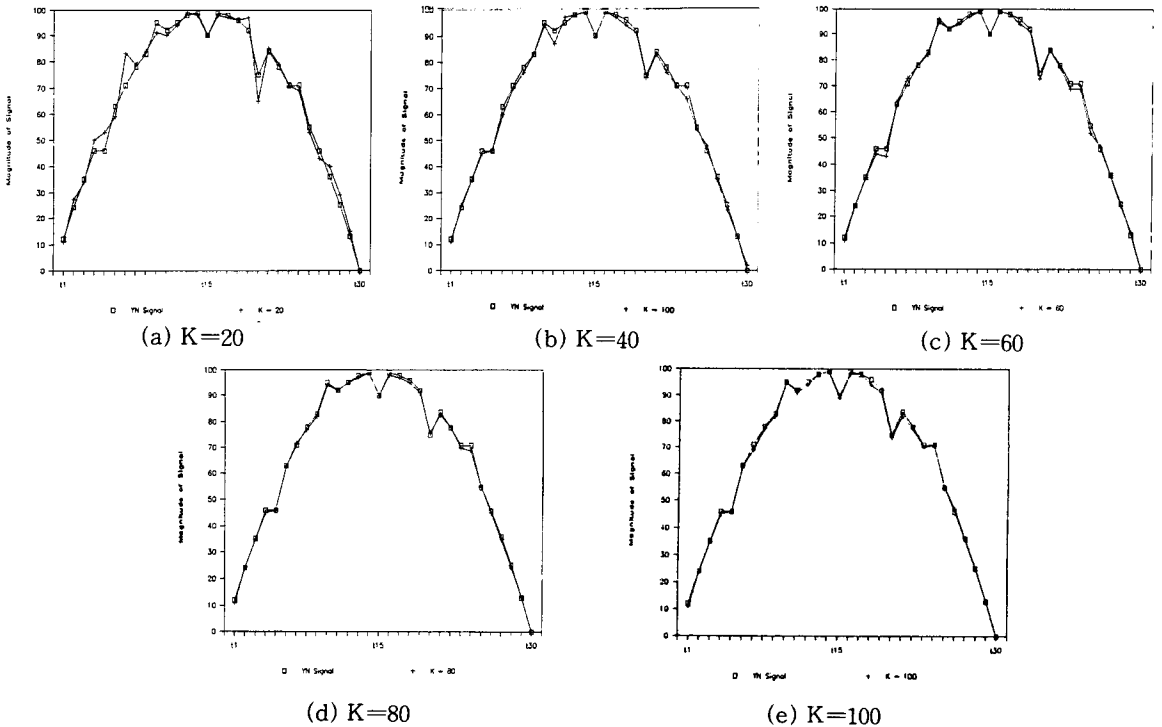


그림 3-2. YN신호와 K값의 변화에 의한 재생신호

Fig. 3-2. YN signal and regeneration signal on the variables K.

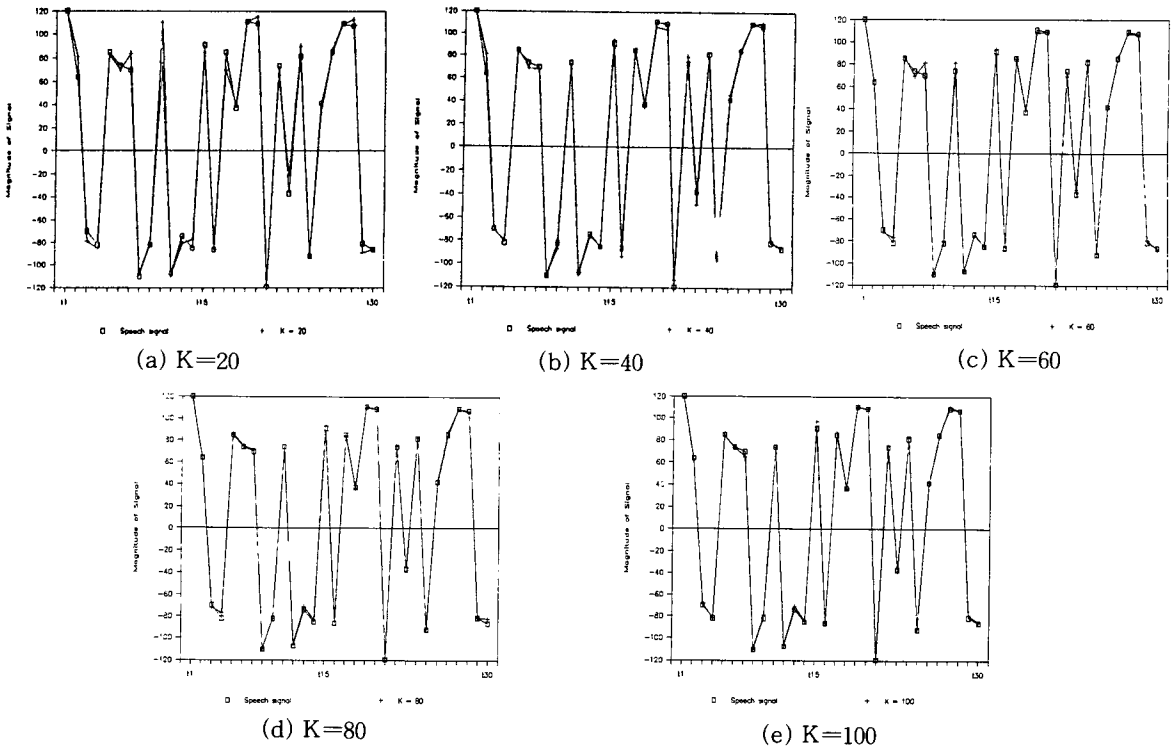


그림 4. 음성신호와 K값의 변화에 의한 재생신호

Fig. 4. Speech signal and regeneration on the variables K.

와 같으며 평균오차($\text{SQRT}(\sum(S_i - R_i)^2) / n$)는 i 는 1부터 n 이고 S_i 는 원래의 신호값들이며 R_i 는 재생신호값들이다.

원신호와 재생신호의 평균오차는 Y신호에서 K가 60일 때까지는 평균오차가 적어지며 K가 80에서는 오차가 오히려 커지며 K가 100일 때는 평균오차가 급격히 적어짐을 알 수 있다. 또 YN신호와 음성신호는 K가 80일 때까지는 평균 오차가 급격히 적어지며 80 이상에서는 평균오차가 매우 조금씩 적어짐을 그림 5에서 알 수 있다.

위의 결과로서 신호의 변동(잡음 포함)이 큰 신호는 K가 적을수록 오차가 더 크며 (Y<YN<음성신호) 오차의 감소율은 변동이 큰 신호일수록 더 크며 (Y<YN<음성신호) K가 100일 때의 오차는 변동이 적은 신호일수록 적다(Y<YN<음성신호) Y신호나 YN신호및 음성신호로 함축된 데이터를 재생할때 K값의 변화에 따라 CX_o 와 SX_o 를 비교하는 횟수 GI는 그림 6과 같다.

그림 6에서 재생 비교 횟수 GI는 chaos 예측값이 거의 랜덤하므로 Y신호는 K가 20과 40일 때는 GI가 같으며 K가 60일 때의 GI는 K가 80이나 100일 때 보다 더 크다. YN신호도 K가 20이나 40일 때 Y신호와 거의 같으며 K가 80일 때는 K가 100일 때 보다 크다. 음성신호는 K가 20일 때 GI가 제일 크며 K가 60일 때 제일 적다. 즉 재생

비교 횟수 GI는 K의 증가에 비례하지 않고 랜덤하므로 재생시 최저 GI가 되고 신호의 평균 오차가 최저가 되는 K의 선택이 연구되어야 한다.

실험에서 얻어진 결과를 분석하면 30개의 데이터로 구성된 신호만 알고리즘 실험의 실험으로 선정하였지만 갖

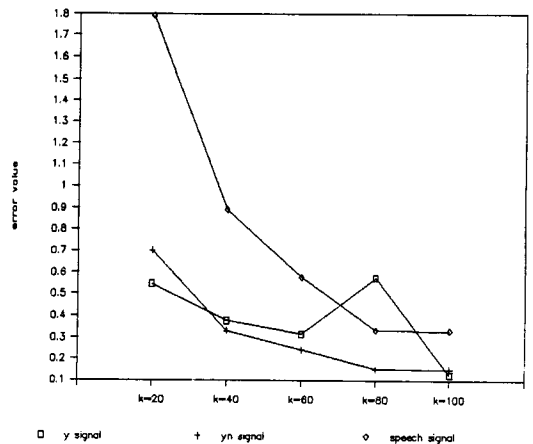


그림 5. K의 변화에 의한 각 신호의 평균오차 값

Fig. 5. Average error of signal on the variables K.

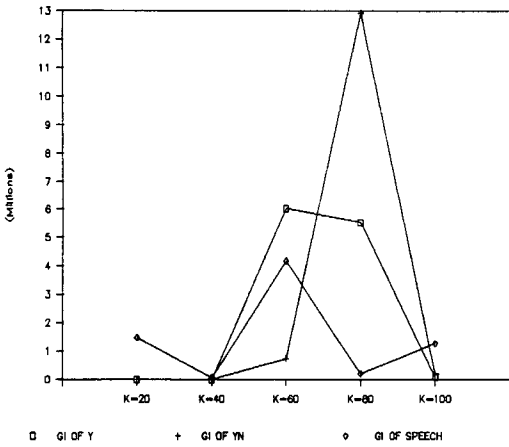


그림 6. K값의 변화에 의한 각 신호의 GI
Fig. 6. Number of comparison by CXo and SXo on the variable K.

수에 관계없이^[7,8] 또 선형신호정보나 비선형신호정보에 관계없이 신호를 하나의 데이터로 함축하여 응용하고 원래의 신호가 필요하면 다시 재생할수 있음을 알 수 있다. 그러나 Y신호 재생시 K가 80일때 한개의 샘플값은 매우 현저한 오차가 나므로 이것은 앞으로 해결할 과제이며 예측 계수수의 적당한 선택과 K의 증가에 의한 특성을 더 연구 해야 할 것이다.

IV. 결 론

chaos prediction을 이용하여 신호를 하나의 데이터로 함축 할 수 있는 알고리즘과 함축된 데이터를 다시 원 신호로 재생 할 수 있는 복원 알고리즘을 제안하였고 30개의 데이터로 구성되고 특성이 상이한 3개의 신호를 S/W 적으로 함축하고 재생하여 분석된 결과는 다음과 같다.

- 1) 선형 신호나 비선형 신호에 관계없이 신호는 한 개의 데이터로 함축된다.
- 2) 함축 비교 횟수 IN은 K가 같을 때 어떤 종류의 신호 일리더라도 같다.
- 3) 동일 갯수의 신호값으로 구성된 신호일지라도 메모리가 클수록 압축비는 크다.
- 4) 재생시 K가 20일지라도 신호의 형태는 원래의 신호와 유사하게 재생된다.
- 5) 재생시 K가 증가할수록 원래의 신호와 재생신호의 평균 오차가 감소한다.

6) 재생 비교 횟수 GI는 K의 증가에 비례하지 않고 된다.

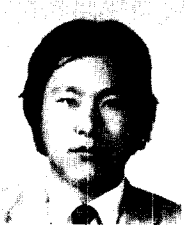
또한 최대예측 계수 수를 최대 100으로 하여 재생한 신호는 원 신호와 거의 일치하는 결과로 예측 계수 수가 더 증가 라면 정확한 원래의 신호가 재생 될 수 있음을 증명 하였다.

본 연구는 특정값들의 영역에 적당한 prediction 초기 값 분류와 적정 최대예측 계수수에 대한 연구가 좀더 연구 되어야 하며 본 연구에서 제시된 신호처리 방법이 음성신호처리, 데이터통신, image processing, 문자인식 분야 등 다방면에 응용될 수 있을 것이다.

參 考 文 獻

- [1] J.L. Hudson, O.E. Rossler, and H.C. Killory, "Chaos in a four-variable piecewise-linear system of differential equations," *IEEE Transactions on Circuits and System*, vol. 35, pp. 902-908, July 1988.
- [2] T. Matsumoto, L.O. Chua, and K. Ayaki, "Reality of chaos in the double scroll circuits: A computer-assisted proof," *IEEE Transactions on Circuits and System*, vol. 35, pp. 909-925, July 1988.
- [3] Arun V. Naden, "Chaos," Princeton University Press, pp. 43-57, 1986.
- [4] D. Lowe and Awebb, "Adaptive networks, dynamical systems, and the predictive analysis of time series," Royal Signal and Radar Establishment, U.K. pp. 95-99, 1990.
- [5] Martin Casdagl, "Nonlinear prediction of chaotic time series," *Physica D35*, pp. 335-356, 1989.
- [6] Kunihiko Kaneko, "Clustring, coding switching, hierarchical ordering, and control in a network of chaotic elements," *Physica D41*, pp. 137-172, 1990.
- [7] 송도선, 이행세 "신호정보를 한개의 데이터로 함축하고 재생하는 처리방법에 관한연구," 한국정보과학회 봄 학술 발표 논문집 vol. 19, no. 1, pp. 123-125, 1992.
- [8] 송도선, 이행세 "CPI를 이용한 신호의 함축과 재생에 관한 연구." 대한 전자공학회 하계 종합학술대회 논문집 vol. 15, no. 1 pp. 693-696, 1992.

 著 者 紹 介



宋 道 善(正會員)

1956년 4월 14일생. 1977년 영남대학교 전자공학과 졸업. 1981년 고려대 대학원 전자공학과 졸업. 1990년 아주대 대학원 박사과정 수료. 1981년~현재 중경 공업 전문대학 전자계산기와 부교수. 주관심분야는 인공지능 및 신호처리 등임.

●



孫 振 宇(正會員)

1952년 5월 10일생. 1973년 2월 영남대학교 전자공학과 졸업. 1987년 8월 청주대학교 대학원 졸업(석). 1990년~현재 아주대학교 전자공학과 박사과정중. 1979년~1983년 10월 삼성 반도체 통신(주)설계기술과장.

1983년 11월~현재 한국전자통신연구소 설계자동화연구실장. 주관심분야는 CAD, ASIC 설계, EMI /EMC 등임.

李 幸 世(正會員)

1943년 8월 29일생 (공학박사). 해군 사관학교 교수. 미국 Columbia Univ. 교수. 프랑스 INRIA 대학 교수. 현재 아주대학교 전자공학과 교수. 거제 전문대학 학장.