

연속음 처리를 위한 프랙탈 차원 방법 고찰*

Fractal Dimension Method for Connected-digit Recognition

김 태 식**
Taesik Kim

ABSTRACT

Strange attractor can be used as a presentation method for signal processing. Fractal dimension is well known method that extract features from attractor. Even though the method provides powerful capabilities for speech processing, there is drawback which should be solved in advance. Normally, the size of the raw signal should be long enough for processing if we use the fractal dimension method. However, in the area of connected-digits problem, normally, syllable or semi-syllable based processing is applied. In this case, there is no evidence that we have sufficient data or not to extract characteristics of attractor. This paper discusses the relationship between the size of the signal data and the calculation result of fractal dimension, and also discusses the efficient way to be applied to connected-digit recognition.

Keywords: Chaos, Strange Attractor, Fractal Dimension, Digit Recognition

1. 서 론

음성 신호를 분석하는 것은 그 속에 내포된 다양한 정보를 통해 그 신호를 발생시키는 기관의 상태를 정확하게 모델링하기 위함이다. 음성을 비롯한 생체신호는 이미 카오스 현상이 내재된 동력학계와 마찬가지로 정형화할 수 있는 정보를 내포하고 있다고 알려져 있기에 비선형 분석법(nonlinear dynamical analysis)을 이용하여 다양한 분석을 시도하고있다[4,6,7,8]. 비 선형 분석이란 신호의 동역학 특성을 측정함으로써 계의 상태가 시간의 변수에 의해 달라지는 것을 정량화하고 계 모델링을 위해 필요한 모든 정보를 추출해 내는데 있다. 이러한 신호들은 확률론 과정 (stochastic process)에 의해 발생된 데이터일 것이라는 가정에 근거하여 파워 스펙트럼 분석을 통해 파형의 변화만을 감지하고 음성 파형을 주파수 영역으로 변환시켜 특징을 추출하는 방법, 선형예측방법, 동적 특징(dynamic feature)을 파악하기 위하여 주파수 영역에서 나타나는 값을 이용하는 방법 등에 대해서 많은 연구가 있어왔다[12,14,15,16]. 그러나 이러한 신호들은 모두 카오스 계에 의해 생성되었으며 카오스 이론에 기초를 둔 다양한 시계열 방법으로 분석될 수 있는 근거가 제시되었고, 실제 카오스의 어트랙터기법으로 음성이나

* 본 연구는 1993년도 계명대학교 비사연구기금으로 이루어졌음.

** 계명대학교 정보통신대학 컴퓨터공학전공

심음, 뇌파 등을 분석하는 연구가 발표되고 있다[3,10]. 이를 통해 생체신호에 대한 비 선형 분석이 본격적으로 시작됐다고 할 수 있으며 이 같은 비 선형 신호 분석은 상관차원(correlation dimension)이나 리아프노프 지수 (first positive Lyapunov exponent) 같은 비 선형 동역학 변수들을 통해 신호의 동역학 특성을 기술하고, 비 선형 미분 방정식으로 모델링하는 것이 가능하게 되었다.

음성으로 제어하는 시스템에서의 음성인식은 한두 음절이 항상 연속적으로 발생하는 것을 효과적으로 처리하여야 하는데 음절 사이에 있을 수도 있는 무음상태 등이 실제 카오스 기법으로 처리 될 때는 인식에 상당한 영향을 미칠 것이라고 보고 있다. 이는 비 선형적으로 발생하는 데이터의 처리에서 짧은 시간이지만 일정한 값의 데이터가 연속적으로 발생하는 현상에 의해 어트랙터 형태에도 상당한 영향을 미칠 것이라고 판단되기 때문이다.

시간 지연방법에 의해 구성되는 어트랙터에서 지연시간 (T_s)은 sampling time (τ)의 배수로 결정된다. 지연시간이 너무 짧으면 재구성된 어트랙터 내에서 $s(n)$ 와 $s(n+T)$ 가 서로 독립적이지 않게 되고 반대로 너무 크면 서로 관련성이 없어 마치 다른 정보 내지는 잡음과 같은 역할을 하게 된다. 따라서 지연시간은 $s(n)$ 와 $s(n+T)$ 가 서로 독립된 양을 가질 수 있을 만큼 충분히 크면서도 연관성이 포함되는 범주 내에서 결정되어야 한다. 지연시간을 결정하는 방법으로는 자기상관함수 값이 최소가 되는 시간 값을 취하는 자기상관함수 (autocorrelation function) 방법과 시계열 데이터의 일반적인 의존성을 고려하여 확률분포에 의해 평균상호정보량이 첫 번째로 최소가 되는 시간을 지연시간으로 결정하는 평균상호정보량 (average mutual information) 방법 등이 있으며 비 선형 생체신호에는 주로 평균상호정보량 방법이 사용되고 있다.

한편 비 선형 신호에서 평균상호정보량 등과 같은 방법으로 최적의 지연시간을 찾아 어트랙터를 구성한다 해도 그 어트랙터가 다른 음성 혹은 음절과 확연히 구별해 줄 수 있는 요소라고는 판단하기 힘들다. 음성 분석을 위한 자료표현의 궁극적인 목표 중 하나는 각기 다른 음성은 표현되는 어트랙터도 각기 다른 기하학적 형태로 나타나야 하는 것이기에 지연시간의 차이에 따라 확연히 달라지는 어트랙터보다는 비교적 지연시간에 독립성을 가지는 어트랙터 이면서 각 음성의 종류별로 다른 기하학적 형태로 나타나도록 하는 연구가 필요하게 된다.

본 논문에서는 기존의 지연시간개념을 이용하여 어트랙터를 구성하기 전에 각 데이터의 상호 상관관계를 미리 분석하여 그 상관 관계 값으로 어트랙터를 그리는 방법을 제안하고자 한다. 이 방법은 어트랙터 자체가 시간의 연속성에 따라 나타나는 데이터들의 상호관계성을 의미하는 것이기 때문에 지연시간이라는 변수에 의해 기하학적 구조상 큰 영향을 받는 것을 최소화하면서도 실제 서로의 상관관계가 반영될 수 있을 것이다. 즉 시계열의 기본데이터에서 미리 상관관계를 파악하면 어트랙터를 그릴 때 실제 지연시간에 의한 형태의 변이를 최소화 할 수 있을 것이라 판단되기 때문이다. 이를 통해 연속적인 음절, 특히 숫자 등의 인식에서 음절 사이에 존재하는 무음 상태가 프랙탈 차원에 미치는 정도를 파악하여 논하고자 한다. 이를 통해 숫자의 조합에 의한 음성으로 제어시스템, 예를 들어 좌표와 색, 도형종류 등을 음성으로 입력받아 처리하는데 활용될 수 있을 것이다.

2. 음성의 어트랙터 구성

2.1 어트랙터 이론

음성데이터와 같은 동력학계를 이해하는 중요한 방법은 상태 공간에서의 운동 양상을 파악하는 것으로서 시간에 따른 계의 변화를 상태 공간의 점의 자취 즉 궤적으로 나타내어 기하학적으로 이해하는 방법이다. 이것을 어트랙터라고 하며 그 종류로는 평형점(equilibrium, fixed point), 폐곡선(limit cycle), 몸통모양(torus, tori)등의 거의 정확히 예측 가능한 형태가 있는가 하면 Chaotic Attractor라는 예측 불가능한 양상을 나타내는 것도 있다[5,8,19]. 카오스 시스템에서 발생하는 어트랙터를 스트레인지 어트랙터(Strange Attractor)라고 하며, 카오스 어트랙터는 카오스에 내재한 질서의 형상으로 카오스가 복잡한 운동의 정적인 측면이라면 스트레인지 어트랙터는 그 복잡성의 동적이며 기하학적인 측면이라고 할 수 있다[13,17].

카오스 현상을 발견하고 분석하는 중요한 방법의 하나는 어트랙터의 재구성으로 시계열 데이터로부터 계의 운동 양상이 보이는 기하학적인 특징을 위상 공간에서 표현, 추출해내는 과정이다. 이 방법은 물리학자인 N. Packard, J. Crutchfield, D. Farmer 및 R. Shaw가 Floris Takens의 수학적 연구와 함께 개발하였다[17].

2.2 어트랙터 구성방법

어트랙터를 재구성하는 일반적인 방법은 Takens의 지연시간 방법을 이용한다. 지연시간 방법이란 $\Psi(t_k)$ 을 1차원 시계열 데이터라 하고, N_{dat} 는 데이터의 전체 개수라 할 때, $k \in K$, $K := \{k \in N_0; k < N_{dat}\}$ 이며, 시계열 데이터 $\Psi(t_k)$ 가 관측 가능하다고 한다면, 재구성된 상태 공간의 벡터는 다음과 같이 주어진다.

$$\Psi(t_s) = \begin{pmatrix} \psi(t_s) \\ \psi(t_s + \tau) \\ \vdots \\ \psi(t_s + \tau(D_E - 1)) \end{pmatrix} \quad (1)$$

여기서 $s \in S$, $t_s = sT_a$, $S \in \{N_0; s < N_{dat} - \tau / T_a(D_E - 1)\}$ 이며, D_E 는 임베딩 차원, T_a 는 시계열 데이터의 샘플링 시간, τ 는 지연시간을 나타내고 있다. 음성 데이터를 이용하여 스트레인지 어트랙터를 구성하는 방법은 시계열 음성 데이터에서 적당한 지연시간 T 를 이용하여 N 개의 새로운 벡터를 추출하여 각각의 벡터 값을 각 차원으로 상태 공간에 어트랙터를 구성하면 된다. 만약 3 차원일 경우 시계열 음성 데이터 $S = \{s_0, s_1, s_2, \dots, s_{N-1}\}$ 에서 다음과 같은 벡터 $\Pi(i)$ 를 만들 수 있다.

$$\begin{aligned} \Pi(i) = & (s(0), s(T), s(2T)), \\ & (s(\tau), s(\tau+T), s(\tau+2T)), \\ & (s(2\tau), s(2\tau+T), s(2\tau+2T)), \\ & \dots \\ & (s(n\tau), s(n\tau+T), s(n\tau+2T)) \end{aligned} \quad (2)$$

여기서 τ 는 Sampling 간격, n 은 데이터의 개수를 나타낸다. 위의 벡터를 다음과 같이 일반화할 수 있다.

$$\Pi(i) = (x_i, y_i, z_i), \quad i = 0, 1, 2, \dots, n-1 \quad (3)$$

각각의 x_i, y_i, z_i 를 위상 공간의 한 점으로 나타내어 시간의 흐름에 따라 이 점들을 선으로 연결하면 스트레인지 어트랙터가 구성된다. 이러한 방법으로 시계열 음성 데이터를 상태 공간상에 나타냄으로써 시간 경과에 따른 데이터의 특징이 보여지게 되며 이 정보로서 어트랙터의 움직이는 법칙성을 발견할 수 있고 이것은 결정론적인 모델이 될 수 있다.

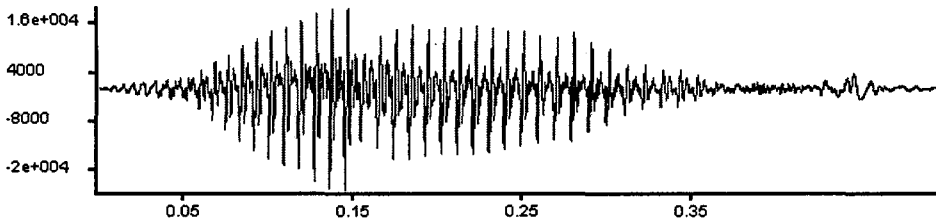
3. 자기상관 값을 이용한 어트랙터

자기 상관은 상호상관의 특수한 경우로 어떤 함수의 자기 자신에 대한 상관을 이르는 것으로 자기상관 함수는 보통 정규화 하여 정규 자기상관 함수라 말하며 다음의 식 4와 같이 표시한다.

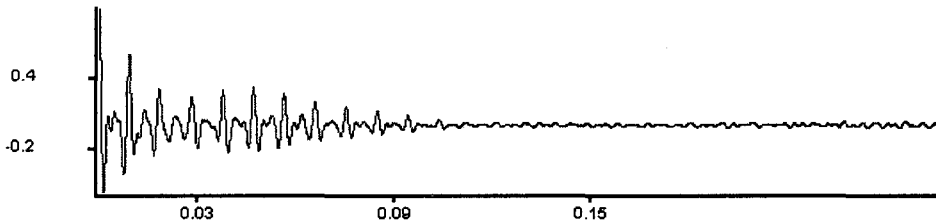
$$\phi_{gg}(\tau) = \frac{\sum_{k=-\infty}^{\infty} g_k \cdot g_{k+\tau}}{\sum_{k=-\infty}^{\infty} g_k^2} \quad (4)$$

여기서 $g(t)$ 는 특정 시간에 얻을 수 있는 값이며 τ 는 지연 시간이다. 자기상관 함수는 과거의 값으로부터 미래의 값을 어느 정도 예측 가능한가, 또는 τ 만큼의 지연시간 후에 파형이 현재의 값에 따라 어떻게 변하는지를 나타내는가를 보여주는 측정 량이다. 따라서 자기상관 함수는 어떤 함수의 주기성을 측정하는 것으로 생각할 수 있다. 자기상관은 비 선형 동력학 분석에서는 이용하기가 적절치 않다고도 볼 수 있으나 어트랙터와 같이 시간차에 의해 얻어지는 값들에 대한 상호 상관정도를 보여주기 위한 전처리 단계에서는 적절히 사용되어질 수도 있다.

다음 그림은 실제 음(/1/)의 파형과 자기상관 값을 계산한 후의 그 값을 이용해 표현한 예를 보여주고 있다.



a: 원음



b: 자기상관값에 의한 표현

그림 1. 실제 음의 파형과 자기상관 값에 의해 표현된 파형 (음 /1/)

그림 1의 b에서 보는 것과 같이 자기상관에 의한 값을 이용하여 어트랙터를 구성하면 아래 그림 3과 같이 나타난다. 이는 그림 2에서 보는 것과 같이 자기상관 계수에 의하지 않고 원래의 데이터를 이용하여 구성한 어트랙터보다 시각적으로 볼 때 간단하면서도 그 특성을 잘 포함하고 있어 특징을 추출하는데 용이하게 이용될 수 있다. 인공지능에서의 데이터처리 관점에서 볼 때도 같은 차원의 정보를 가질 수 있다면 데이터의 크기가 작거나 기하학적인 형태가 단순한 것이 더욱 효과적이라고 인식되고 있다.

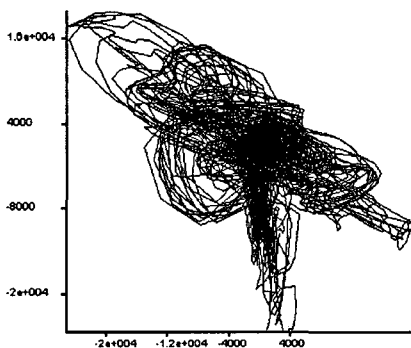


그림 2. 그림 1-a에 의해 구성된 어트랙터

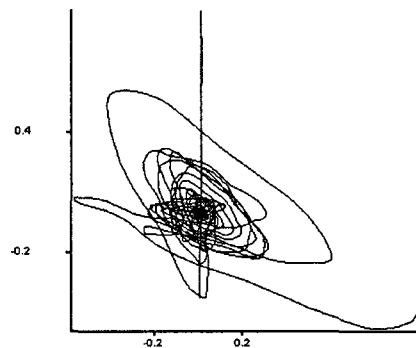


그림 3. 그림 1-b(자기상관값)에 의해 구성된 어트랙터

4. 프랙탈 차원

어트랙터를 정량화하는 비 선형지수는 어트랙터의 기하학적 구조를 나타내는 프랙탈 차원, 궤도의 변화 정도를 나타내는 최대 리야푸노프지수(largest Lyapunov exponent), 궤도변화의 단기 예측 정도를 표현하는 비선형 예측 오차 등이 알려져 있다. 프랙탈 차원은 유클리드 기하학에서 정의되는 물체의 차원과 구별되는 보다 일반적인 프랙탈 기하학의 관점에서의 자기 유사적인 프랙탈 구조를 지닌 물체의 차원을 의미하는 것으로 용적차원, 정보차원, 상관차원 등과 같은 방법으로 구할 수 있다. 이 중 어트랙터를 구성하는 궤적의 복잡한 분포를 가장 잘 반영하는 상관차원이 가장 널리 사용되어진다. 상관차원을 계산하기 위해 먼저 어트랙터 상의 두 점(y_i, y_j)이 δ 이하의 거리에 분포할 확률인 상관적분($C_2(\delta)$)을 식(5)와 같이 정의한다.

$$C_2 = -\frac{2}{N_1(N_1 - tw)} \sum_{i=1}^N \sum_{j \neq i}^{N_i} \Theta(\delta - |y_i - y_j|) \quad (5)$$

N_1 은 매립된 끝개를 구성하는 d-차원 점들의 개수이며, tw 는 선형상관성을 상관 적분 계산에서 제거하기 위해 도입된 Theiler's window이다. 거리 δ 를 변화시키며 각 거리에 대한 상관적분을 계산한 후, 거리 변화에 무관하게 기울기가 일정해지는 구간에서 상관차원을 식(6)으로 계산할 수 있다.

$$\text{상관차원 } D_2 = \lim_{\delta \rightarrow 0} \frac{\log C_2(\delta)}{\log(\delta)} \quad (6)$$

4.1 자기상관 값에 의한 어트랙터에서의 프랙탈 차원 값

3장에서 제시된 것과 같이 기존의 방법에 의한 어트랙터와 자기상관 값을 이용하여 전처리 한 후 구성한 어트랙터를 이용하여 구한 프랙탈 차원 값을 비교하고자 하며 결과는 아래 표와 같다. 이 실험에서 데이터의 샘플링은 16 KHz, 16 bit로 보통환경에서 녹음한 값을 이용하였다. 녹음한 내용은 /1/2/4/6/의 단음과 /43/76/95/123의 연속숫자를 취하였으며 5명의 화자(남 4, 여 1)가 각각 10 번씩 녹음한 값을 이용하였다. 이 음성을 각각 프랙탈 차원 값을 계산하였으며 지연시간 값은 20으로 통일하고 매립차원을 2에서 8까지 변화시키면서 상관차원 값을 구하였고 그 값은 각 음의 처리 결과를 평균한 값을 취하였다. 그 결과는 아래 표 1, 표 2와 같다.

표 1. 기존의 방법에 의해 구한 상관차원값

숫자음	매립 차원						
	2	3	4	5	6	7	8
/1/	0.813	0.794	0.773	0.755	0.739	0.725	0.713
/2/	0.825	0.850	0.851	0.853	0.855	0.856	0.855
/4/	0.689	0.690	0.687	0.685	0.684	0.682	0.680
/6/	0.929	0.906	0.890	0.881	0.875	0.871	0.969
/43/	0.838	0.828	0.806	0.779	0.751	0.723	0.690
/76/	0.897	0.869	0.842	0.853	0.816	0.815	0.815
/95/	0.885	0.852	0.820	0.793	0.788	0.784	0.783
/123/	0.892	0.890	0.797	0.792	0.789	0.785	0.781

표 2. 상관값을 적용한 어트랙터에 의해 구한 상관차원값

숫자음	매립 차원						
	2	3	4	5	6	7	8
/1/	0.450	0.433	0.452	0.458	0.459	0.459	0.459
/2/	0.800	0.780	0.751	0.721	0.690	0.672	0.651
/4/	0.612	0.616	0.605	0.584	0.559	0.533	0.509
/6/	0.877	0.825	0.765	0.698	0.632	0.578	0.539
/43/	0.356	0.392	0.414	0.426	0.429	0.428	0.427
/76/	0.489	0.505	0.513	0.510	0.500	0.487	0.471
/95/	0.474	0.475	0.480	0.472	0.468	0.461	0.456
/123/	0.480	0.483	0.479	0.475	0.472	0.469	0.465

4.2 상관차원 값 분석

4.2.1 단음의 경우

위 방법에 의해 계산된 상관차원 값을 분석하면 단음의 경우 기존의 방법에서는 각 음별로 상관차원 값이 크게 구분되지 않음을 보여 주고 있다. 반면 상관 값에 의해 전 처리된 어트랙터에 의해 추출된 상관차원 값은 각 음별로 큰 그룹으로 확연하게 구분되어짐을 보여주고 있다. 특히 매립차원이 저 차원일수록 이러한 현상은 더욱 두드러지는 현상을 나타낸다. 그림 4, 5는 단음을 각 방법에 적용하여 얻은 값을 보여주고 있다.

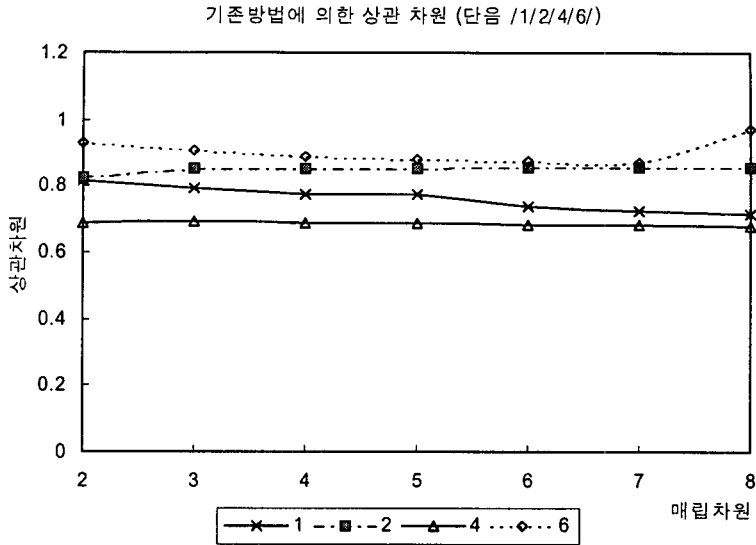


그림 4. 단음의 경우 기존방법에 의해 얻은 상관 차원 값

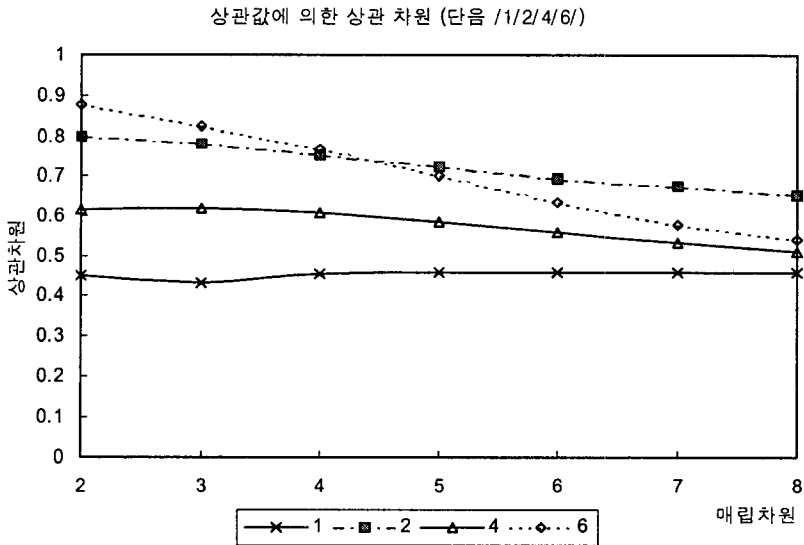


그림 5. 단음의 경우 상관 값에 의해 구성된 어트랙터 방법에 의해 얻은 상관 차원 값

4.2.2 연속 음의 경우

연속 음을 그대로 사용하여 상관 차원을 계산할 때는 두 방법 모두에서 특별히 구분되지 않은 양상을 보이고 있다. 이는 연속 음일 경우 음의 중간에 포함될 수 있는 무음 부분이 실제로 매립차원과 상관차원 계산에 상당한 영향을 미쳤기 때문일 것이라 판단된다. 시계열 데이터를 분석할 때는 반드시 충분한 길이의 데이터 량이 필요한데 이 또한 모든 데이터가 하나의 계로 인식되고 결정론이어야 함을 의미하게 된다. 그러나 연속 음일 경우 단음 하나 하나에는 카오스 기법을 적용하여 프랙탈 차원을 계산할 수 있겠으나 국소적인 관점에서 볼 때

단음사이에 존재하는 일정부분의 무음은 실제 결정론적인 자료라고 보기가 어려워진다. 따라서 음성인식에서 프랙탈 차원을 비롯한 카오스기법을 이용하고자 할 때는 이러한 요소들은 제거되어야 하며, 이미 널리 알려진 방법대로 음절을 하나씩 분리하여 프랙탈 차원을 계산한 후 다시 합성하여 인식하게 하는 방법이 추구되어야 할 것이다. 그림 6, 7은 연속 음을 적용하여 얻은 값을 보여주고 있다.

기준에 의한 상관 차원 (연음 / 43/76/95/123/)

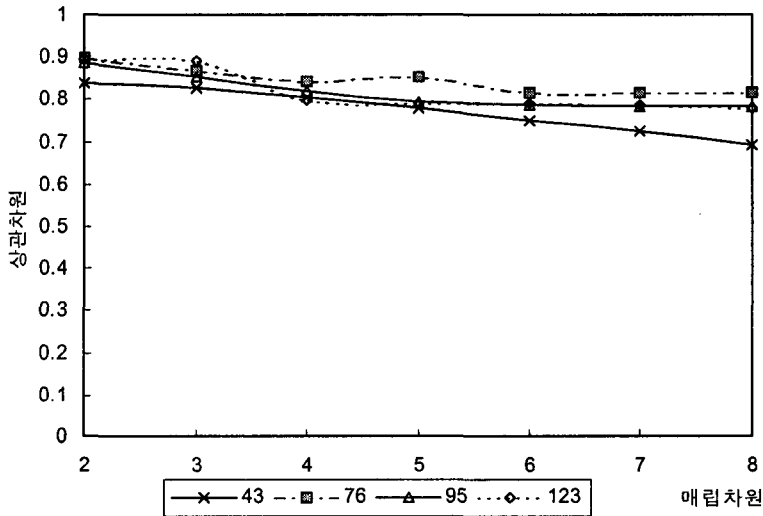


그림 6. 연음의 경우 기준방법에 의해 얻은 상관 차원 값

상관값에 의한 상관 차원 (연음 / 43/76/95/123/)

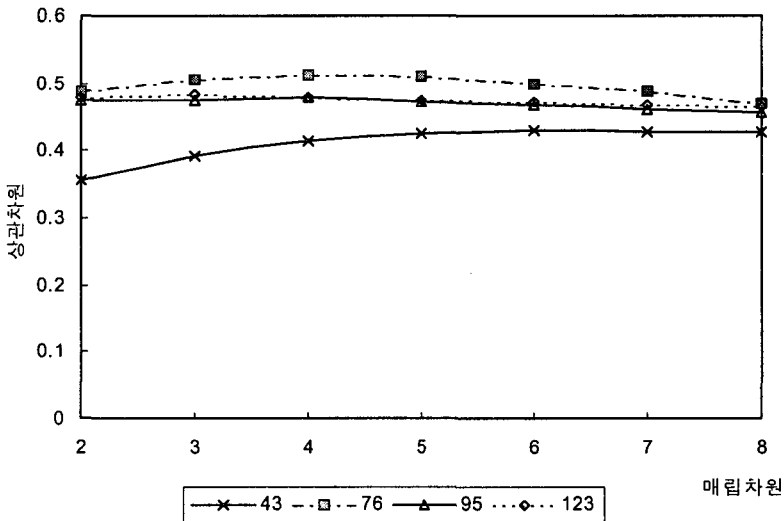


그림 7. 연음의 경우 상관 값에 의해 구성된 어트랙터 방법에 의해 얻은 상관 차원 값

5. 결 론

본 논문에서는 음성을 어트랙터로 표현하는 방법에 있어서 기존의 매립차원과 시계열의 시간차이에 따른 상호 의존성을 이용하여 자기상관 값을 구한 후 그 값으로 어트랙터를 구현하는 방법을 제시하였으며 어트랙터의 특징분석을 위해 널리 알려진 프랙탈차원 방법의 용적차원, 정보차원, 상관차원 중에서 상관차원 값을 이용하였다. 상관차원 값은 그 값 자체만으로도 다른 음과의 구별요소로 사용될 수 있지만 어떤 특정한 매립차원에서 거리에 무관하게 기울기가 일정해지는 scaling region을 활용하여 적절히 응용할 수도 있을 것이다. 그러나 본 연구에서는 scaling region을 고려하지 않고 단순히 그 값만을 비교하여 각 음들의 패턴을 분류하고자 하였으며 단음과 연속 음에 적용시켜 어떠한 효과를 가져오는지 분석하였다.

단음의 경우 제시된 방법에서 저차원의 매립환경일 때는 긍정적인 결과를 얻을 수 있었으나 매립차원이 커질수록 각 음별로 구분되는 특징이 점차 없어져 감을 볼 수 있었다. 연속 음일 경우는 두 방법 모두에서 의미 있는 결과를 얻지 못하였으며 이는 두 음 사이에 있는 무음의 자료가 프랙탈 차원 계산에 크게 영향을 미친 것으로 판단된다. 따라서 제시된 방법은 연속 음의 처리 시 전체 신호를 하나의 계로 처리하지 말고 음절 혹은 국소 단위로 분리하여 처리하는 것이 효과적일 것이다. 더 다양한 음에 대한 실험과 고찰이 있어야 할 것이지만 연속 음일 경우 무음 부분이 프랙탈 차원에 영향이 미치지 않도록 새로운 알고리즘을 연구하는 것이 매우 중요 할 것이다. 아울러 전통적으로 많이 활용되고 있는 음절이나 음소를 분할하거나 합성하는 방법[1,2,5,9,11]과도 접목시키면 더욱 향상된 인식기법이 될 것으로 판단되며 음성으로 제어하는 다양한 시스템들 특히 숫자를 포함한 소수의 짧은 단어를 포함하는 음성키, 그래픽 시스템 등에 효과적으로 활용될 수 있을 것이다.

참 고 문 헌

- [1] 김재홍, 조판선, 이철희. 1999. "연속음성으로부터 추출한 CVC 음성 세그먼트 기반의 음성합성." *한국음향학회지*, 18(7), 10-16.
- [2] 문인섭, 박기영, 김종교, 1997. "대용량 음성인식을 위한 음소분할 알고리즘에 관한 연구." *전북대학교 공학연구*, 27, 99-104.
- [3] 백승완, 김해규, 신상욱, 김경훈외. 2001. "마취심도와 통증 측정시 카오스 이론의 유용성에 대한 연구." *정맥마취*, 5(1), 21-30.
- [4] 손영우, 남궁재찬. 1999. "프랙탈 차원과 어트랙터를 이용한 한글 혼돈 문자 인식에 관한 연구." *한국정보처리학회 논문지*, 6(7), 1825-1831.
- [5] 양병곤. 2001. "남성의 숫자음 발성에 나타난 화자변이." *음성과학*, 8(3), 93-104.
- [6] 유병욱, 김승겸, 박현숙, 김창석. 1998. "음성인식을 위한 퍼지 카오스 차원의 고찰." *음성과학*, 4(2), 25-39.
- [7] 유병욱, 김창석. 1997. "카오스 차원에 의한 화자 식별 파라미터 추출." *음성과학*, 1, 285-293.
- [8] 유병욱, 박현숙, 김창석. 2000. "화자 인식을 위한 퍼지-상관 차원과 퍼지-리아프노프차원의 평가." *음성과학*, 7(3), 167-183.
- [9] 원석준. 2002. "기술기백터를 이용한 카오스 시계열에 대한 예측." *정보처리학회논문지B*,

- 9-B(4), 421-428.
- [10] 정대영, 심영보, 이상훈, 신종철외. 2000. "태아 긴박증에서 태아 심장 박동의 비선형 동역학 및 카오스 분석." *대한산부회지*, 43(6), 1071-1079.
- [11] 정재부, 정훈, 정의주. 2001. "반음절 기반의 한국어 연속숫자음인식과 그 후처리에 대한 연구." *음성과학*, 8(4), 1-15.
- [12] Sun, Fan & Huisheng Chi. 1992. "Speaker recognition with recurrent network." *International Joint Conference on Neural Networks*, 5(3), 264-267.
- [13] Sun, G. Z. & Y. C. Lee. 1992. "Chaotic signal classification with neural network synchronizer." *International Joint Conference on Neural Networks*, 5(2) 68-73.
- [14] Bourlard, Herve, Nelson Morgan & Chuck Wooters. 1995. "Connectionist approaches to the use of Markov models for speech recognition." *Neural Information Processing System 3*, 213-219.
- [15] Tebelskis, Joe, Alex Waibel, Bojan Petek & Otto Schmid Bauer. 1995. "Continuous speech recognition by linked predictive neural networks." *Neural Information Processing System 3*, 199-205.
- [16] Intrator, Nathan. 1995. "Exploratory feature extraction in speech signals." *Neural Information Processing System 3*, 241-247.
- [17] Peitgen, Jurgens & Saupe. 1992. *Chaos and Fractals*. Springer-Verlag.

접수일자: 2003. 4. 25.

게재결정: 2003. 5. 28.

▲ 김태식

대구광역시 달서구 신당동 1000 (우: 704-701)

계명대학교 정보통신대학 컴퓨터공학전공

Tel: +82-53-580-5251

E-mail: tkim@keimyung.ac.kr