

카오스 패턴 발견을 위한 음성 데이터의 처리 기법*

Speech Signal Processing for Analysis of Chaos Pattern

김 태 식**
Taesik Kim

ABSTRACT

Based on the chaos theory, a new method of presentation of speech signal has been presented in this paper. This new method can be used for pattern matching such as speaker recognition. The expressions of attractors are represented very well by the logistic maps that show the chaos phenomena. In the speaker recognition field, a speaker's vocal habit could be a very important matching parameter. The attractor configuration using change value of speech signal can be utilized to analyze the influence of voice undulations at a point on the vocal loudness scale to the next point. The attractors arranged by the method could be used in research fields of speech recognition because the attractors also contain unique information for each speaker.

Keywords: Attractor, Speech Signal, Logistic Map, Chaos

1. 서 론

컴퓨터를 이용하여 음성인식 시스템을 개발하기 위해서 연구해야 할 부분은 크게 두 영역으로 생각할 수 있다. 하나는 음성데이터를 어떻게 표현하는가 하는 것 즉 어떻게 하면 가장 정확하게 정보를 표현할 수 있는가 하는 것이고 두 번째는 어떤 인식 방법과 알고리즘을 개발, 적용하는가 하는 것이다. 많은 연구자들은 전자보다는 후자에 더 중요성을 두고 연구하여 왔으나 최근 들어 음성 데이터의 표현 자체에 많은 관심을 가지기 시작하였다. 그 이유는 카오스를 통해 새로운 표현 방법과 특징을 추출할 수 있는 방법이 알려졌기 때문이다. 물론 음성의 파형 형태를 이용하지 않는 알고리즘은 관련이 적을 것이나 많은 인식시스템이 파형 형태에서 그 특징을 찾고 있기 때문에 음성의 표현은 매우 중요하다 하겠다. 음성뿐만 아니라 인체에서 발생하는 각종 신호, 즉 뇌파, 심파, 혈류파 등을 이용하여 진단이나 생체인식에 활용하기 위해서는 더욱 중요하다. 음성데이터에서 특징을 찾는 기존의 방법들은 필터계수 방법, 주파수 영역을 이용한 cepstrum, mel-cepstrum 등과 같은 방법들이 알려져 있다. 카오스

* 본 연구는 과학기술부 한국과학재단 지정 계명대학교 저공해자동차부품기술개발센터의 지원에 의한 것임.

** 계명대학교 공학부 컴퓨터공학전공

기법을 이용한 방법도 여러 가지가 연구되고 있으며, 일반적으로 푸앵카레(Poincare Map) 같은 어트랙터로 구현하는 기법과 음성 파형에서의 Cycle 추출방법, 평균값 어트랙터를 이용하여 화자의 음성을 분석하는 방법, 시계열 벡터의 평균값을 이용한 어트랙터의 구성법들이 연구되어져 왔다. 또한 라이프노프지수(Lyapunov Exponent)나 상관적분(Correlation Intergral), 상관차원(Correlation Dimention)등과 같은 정량적인 방법도 알려져 있다. 이러한 방법들은 음성인식 뿐만 아니라 기타 시계열 데이터를 분석하는데 매우 유용하게 사용되고 있다.

본 논문에서는 음성 데이터를 카오스적 분석 방법으로 표현하여 음성 특징 추출에 이용할 수 있는 방법에 관해 기술한다. 이 방법은 위에서 언급한 여러 방법과는 다르며 또한 시간 지연 방법에 의한 어트랙터를 통하여 각 화자의 음성 데이터의 단순한 특징을 추출하는 방법과도 달리, 구성된 어트랙터 내에 음성 데이터의 카오스 현상을 표현할 수 있도록 한다. 여기서 카오스 현상이란 생태계의 개체 증가율을 설명하는 로지스틱 맵을 응용하여 음성의 높낮이 변화 추이에 따른 발성의 혼돈 정도를 의미하는 것이다. 실제 생태계에서 일어날 수 있는 현상을 음성이라는 시계열 데이터에 적용할 수 있을지는 아직 검증을 거쳐야 하겠지만 발생된 음성데이터를 이용하여 그 음성이 시간에 따라 어떤 카오스 형태의 패턴으로 나타나는가를 보여줄 것이다. 이를 통해 각 화자마다 발생시 나타날 수 있는 카오스 특징을 분석할 수 있음과 동시에 그것이 각 화자 인식에 있어 화자를 구별할 수 있는 특징이 되는 것이다.

2. 로지스틱 맵 (Logistic Map)

자연에서 발생하고 있는 현상들은 어떠한 일정한 규칙에 따라 발생과 변화를 거듭하고 있다는 것이 카오스 이론의 기본이 되며 그 규칙을 찾아 응용하는 것이 카오스 연구의 목적중의 하나라 할 수 있다. York와 이천암은 Lorenz의 3 연립 미분 방정식을 사용한 연구에서 3개의 변수 중 하나의 변수의 움직임에만 주목하여 보았을 때 증가와 감소를 반복하며 복잡한 양상으로 변화하고 있는 그 변수의 최대 값의 변동이 실제로 1차원 사상에 의해 생성된다는 사실을 밝혀냈다. Robert May가 시간의 변화에 따른 동물의 개체 수 변화를 구하는 간단한 식을 통하여 이천암과 요크의 논문의 구체적인 연구 결과를 발표하였다. 이에 의하면 개체 수 변화는 현재의 개체 수와 증가율, 그리고 자연 감소율 등을 종합해서 다음 단계의 개체 수를 계산하는데 다음과 같은 식이 된다.

$$\text{다음 개체 수} = \text{증가율} \times (1 - \text{현재의 개체 수}) \times \text{현재의 개체 수} \quad (1)$$

이러한 개체 수를 모델화할 때에는 계의 상태를 0과 1 사이로 나타내어야 하는데 1은 개체의 최대 수를 나타내고 0은 전멸을 나타낸다. 이 공식에서 (1-현재의 개체 수)라는 새로운 항을 통하여 개체 수의 변화 법칙에 있어서 비선형성이 있음을 알 수 있다. 즉, 단순히 '다음 개체 수 = 증가율 × 현재의 개체 수'라고 한다면, 번식률이 1보다 클 경우에는 개체 수가 무제한으로 증가할 것이고, 1보다 작은 경우는 개체 수가 0으로 수렴하는 결과가 나타나게 된다. 그러므로 '증가율 × (1-현재의 개체 수)'를 곱함으로써, 다음 개체 수는 현재의 개체 수에 의

존하여 결정된다는 것을 알 수 있다. 이것을 다음 식과 같이 나타낼 수 있으며 이 식을 로지스틱 방정식이라고 한다.

$$X_{n+1} = \alpha X_n(1 - X_n) \tag{2}$$

α 는 개체 수의 증가량이며 X_n 은 현재의 개체 수, X_{n+1} 은 다음의 개체 수이다.

위의 로지스틱 방정식에서 X_n 에서 X_{n+1} 로의 변화를 나타낸 것을 로지스틱 맵이라 한다. α 의 값이 크다면 개체 수가 적을 때는 빠른 속도로 증가하고 많은 개체는 빠른 속도로 감소함을 나타낸다. 이러한 개체 수의 변화는 매개변수 α 의 값에 따라 다른 양상을 나타낸다. 증가율이 3일 때까지는 개체 수의 변화가 일정하게 증가하다가 증가율이 3부터 어느 정도일 때까지 개체 수의 변동이 2 주기, 4 주기, 8 주기 등 주기적인 형태로 변화함을 볼 수 있다. 그리고 증가율이 그 이상의 값을 가진 경우에는 개체 수를 예측하기에 매우 혼란한 상태가 된다. 이러한 매개변수 α 에 따르는 개체 수의 변동에 관한 몇 가지 특징을 정리하면 다음과 같다.

- | | |
|---|--|
| (1) $0 < \alpha \leq 1$ | X_n 은 0으로 수렴 |
| (2) $1 < \alpha \leq 2$ | X_n 은 $1 - 1/\alpha$ 로 수렴 |
| (3) $2 < \alpha \leq 3$ | X_n 은 진동하면서 $1 - 1/\alpha$ 에 수렴 |
| (4) $3 < \alpha \leq 3.449489\dots$ | X_n 은 2 주기에 접근 |
| (5) $3.449489\dots < \alpha < 3.5699456\dots$ | α 를 크게 할수록 빠른 속도로 2^2 주기, 2^3 주기, 2^4 주기가 되고 3.5699456...에 다가가면 2^∞ 로 나타남. |
| (6) $3.5699456\dots < \alpha < 4$ | X_n 의 변동은 카오스적이 됨. |

이러한 로지스틱 맵은 초기치와 그 증가율을 알면 계속 발생하는 다음 시간에서의 값을 예측할 수 있다. 이 카오스 이론은 불규칙한 시계열 신호의 예측 분야에 결정론적 비선형 역학 이론에 토대를 둔 새로운 시야를 열어준 셈이다. 시계열로 입력되어지는 음성데이터의 값을 세대별로 존재하는 개체의 수라고 보고 이 방정식을 이용하면 음성에서 어떤 변화의 추이를 발견할 수 있을 것이다. 따라서 로지스틱 방정식을 시계열 데이터인 음성에 도입하여 현재 시간 단위에서의 음성의 높이와 다음 시간 단위에서 나타나는 높이의 관계를 분석, 증가율 알아 시간의 흐름에 따라 그 음성에서 어떠한 카오스 현상이 나타나는지 볼 수 있을 것이다.

3. 로지스틱 맵을 이용한 어트랙터 구성

음성이 어떠한 규칙을 가지는 일련의 현상이라고 할 때 로지스틱 맵을 음성 데이터에 이용하여 얻을 수 있는 그 규칙을 그 음성의 특징이라 할 수 있을 것이다. 로지스틱 맵을 이용

한 어트랙터를 통해 시계열 음성 데이터 $S = \{s_0, s_1, s_2, \dots, s_{n-1}\}$ 에서 각각의 원소 s_i 와 다음 데이터와의 변화량 α_i 이 어떠한 관계가 있는지 그리고 시간의 흐름에 따라 나타나는 음성의 변화가 어떠한 카오스 현상을 나타내는지 발견할 수 있을 것이다.

3.1 음성 데이터의 세그먼테이션과 정규화

음성 '아'를 디지털이저화된 2 차원 파형으로 나타내면 다음과 같다.

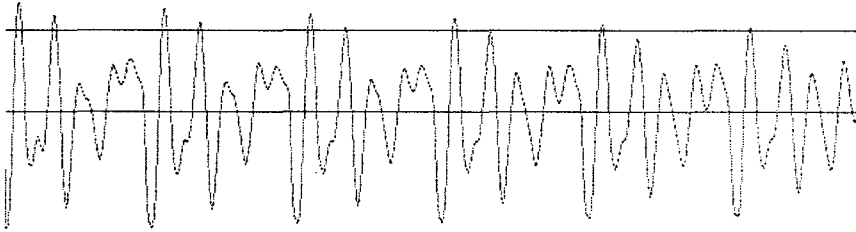


그림 1. 디지털이저화된 2 차원 음성 파형

위의 2 차원 파형은 일정한 주기로 매번 비슷한 모양의 파형이 반복적으로 생성되고 있음을 볼 수 있다. 이러한 파형은 시간이 경과함에 따라 약간씩 달라지기는 하지만 전체적인 틀은 그대로 유지된다. 어트랙터를 효율적으로 구성하기 위하여 주기적으로 반복되는 파형 중 하나만 추출, 세그먼테이션하여 얻어진 데이터는 다음 그림 2와 같다.

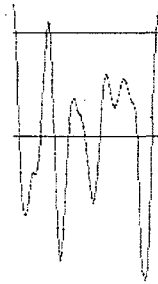


그림 2. 음성 파형의 세그먼테이션

음성 데이터를 처리하기 위해서는 모든 사람의 목소리를 일정한 크기로 변환하여야 하며 이를 위하여 진폭의 정규화과정을 거치게 된다. 이것은 각 화자의 음성의 크기에 따른 차이를 없애기 위함이다. 어트랙터의 형태에는 영향을 미치지 않지만 화자인식에 관련된 실험에 신뢰성을 주기 위해 정규화 과정을 거치는 것이 좋을 것이다. 8 비트로 디지털이저를 하였기 때문에 중간값 Mid를 128로 정하고, 음성 데이터에서 Mid와의 차이가 가장 큰 차이 값을 Max로 두고, 중간 값에서부터 떨어지는 파형의 최대 거리를 D라 하였을 때 Max가 $128 \pm D$ 내의 값을 가지도록 하기 위하여 D/Max 를 배율 P로 정하면 정규화된 값 $N(i)$ 를 다음의 식과 같이 나타낼 수 있다.

$$N(i) = \begin{cases} Mid - P(Mid - s_i) & s_i \leq Mid \\ P(s_i - Mid) + Mid & s_i > Mid \end{cases} \quad (3)$$

P: D/max, Mid: 128, max: Mid와의 가장 큰 차이값, si: 음성 데이터

3.2 어트랙터 구성

세그먼테이션 및 정규화된 음성 데이터를 로지스틱 방정식에 적용한다면, X_{n+1} 와 X_n 는 시계열 음성 데이터의 값으로써 이미 주어져 있고 그 값들을 대입하여 변화율 α 를 구할 수 있게 된다. 이미 주어진 어느 단위 시간의 값과 다음 단위 시간의 값을 이용하여 변화율을 구하는 방법으로 언급한 로지스틱 방정식을 이용한다. 여기에서 1은 음성 데이터가 가질 수 있는 최대 값을 나타내는데 이것은 음성 데이터 $S = \{s_0, s_1, s_2, \dots, s_{n-1}\}$ 에서 각각의 s_i 값을 255로 나누어 0에서 1 사이의 값을 얻는다. 따라서 변화율 ϕ_i 는 다음 식으로 구할 수 있다.

$$\eta_i = \frac{s_i}{255}, \quad 0 < s_i < 255$$

$$\phi_i = \frac{\eta_{i+1}}{\eta_i \times (1 - \eta_i)}, \quad i = 0, 1, 2, \dots, n-1 \quad (4)$$

$$\eta_i \neq 1, \eta_i \neq 0$$

η_i : 0에서 1사이의 값을 가지도록 변환한 값

ϕ_i : η_i 와 η_{i+1} 사이의 변화량

임의의 음성 파형을 정규화와 세그먼테이션 한 후 만들어진 음성 데이터로 식(4)에 대입하여 얻은 값의 변화량 ϕ_i 은 표 1에 나타나 있다.

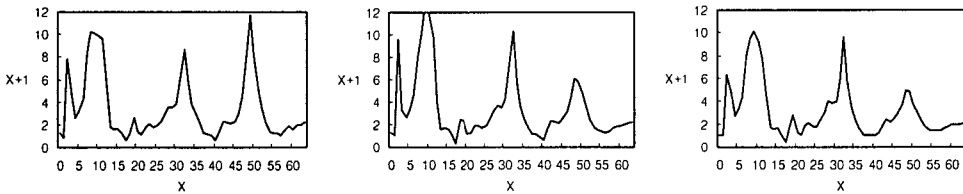
표 1. 식 (4)를 통해 얻은 한 화자의 데이터값

time	η_i	ϕ_i	time	η_i	ϕ_i	time	η_i	ϕ_i	time	η_i	ϕ_i
1	4	1.27	31	179	3.88	16	95	1.68	46	123	2.25
2	5	0.82	32	207	5.83	17	100	1.18	47	143	2.98
3	4	7.87	33	227	8.67	18	72	0.62	48	187	4.47
4	31	4.66	34	216	5.87	19	32	1.11	49	223	8.36
5	127	2.62	35	194	3.79	20	31	2.61	50	234	11.73
6	167	3.18	36	176	2.79	21	71	1.41	51	226	8.09
7	183	4.32	37	152	2.08	22	72	1.14	52	208	5.01
8	223	8.22	38	128	1.25	23	59	1.74	53	192	3.37
9	230	10.20	39	80	1.17	24	79	2.04	54	160	2.15
10	230	10.16	40	64	1.00	25	111	1.79	55	128	1.38
11	229	9.81	41	48	0.62	26	112	1.83	56	88	1.25
12	229	9.59	42	24	1.24	27	115	2.26	57	72	1.24
13	224	6.17	43	27	2.28	28	143	2.91	58	64	1.08
14	168	1.74	44	55	2.20	29	183	3.60	59	52	1.52
15	100	1.56	45	95	2.06	30	186	3.56	60	63	1.83

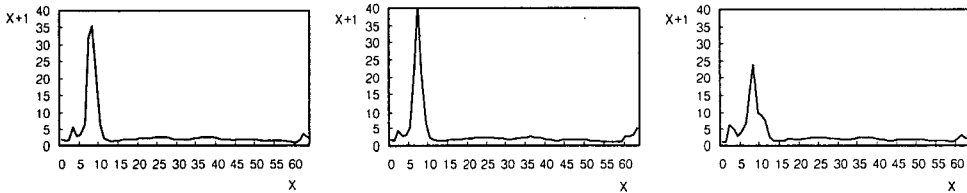
2장에서 설명했듯이 ϕ_i 의 값은 카오스 상태 정도를 나타내며 그 값이 클수록 불안정한 카오스 현상이 일어나게 된다. 일반적으로 그 값이 3.0보다 작을 때는 안정된 현상이 일어나고 3.0보다 크고 3.56보다 작을 때는 주기적인 반복 현상을 보이다가 반면 3.5699 이상일 때는 매우 불안정한 카오스 현상이 나타나게 된다. 이를 이용하여 특정한 시간에 발생한 음성 데이터의 카오스 상태를 정의할 수 있다.

다음 그림 3은 저자의 14 KHz, 8 bit로 입력된 음성데이터베이스에서 선택한 4 명의 화자로부터 얻은 각자의 파형 3 개를 이용하여 변화량 ϕ_i 를 구한 후 나타낸 어트랙터를 보여주 고 있다.

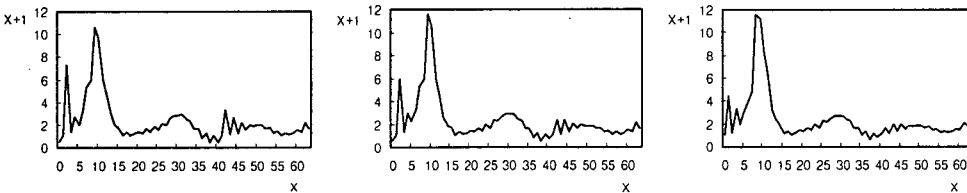
<화자 1>



<화자 2>



<화자 3>



<화자 4>

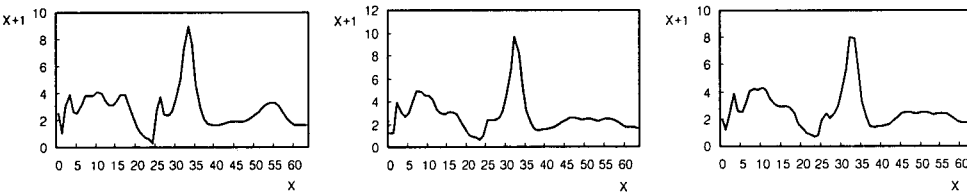


그림 3. 변화량 ϕ_i 를 이용한 화자별 어트랙터

가로축 X 는 시간의 경과를 나타내며 세로축 $X+1$ 은 식 4에서 각 음성 데이터의 변화량을 나타내어 $X-X+1$ 어트랙터로 구성한 것이다. 이 어트랙터는 짧은 시간 동안의 음성의 높낮이가 로지스틱 맵을 이용하여 어떠한 형태로 변화하는지를 보여주고 있다. 변수 a 에서 나타나는 값을 이용하여 안정과 불안정 등 카오스 패턴을 찾을 수 있는데 매개변수 a 가 $1 < a \leq 2$ 일 때 안정적이며, $2 < a \leq 3.5699$ 일 때 주기배가 상태로 되며, $3.5699 < a$ 일 때 혼돈 상태가 된다. 위 어트랙터에서 보듯이 각 화자별로 자신의 음성에서는 일정한 카오스패턴이 나타나고 다른 화자끼리는 확실한 차이점을 보여주고 있다. 화자 1의 경우 반복적으로 심한 불안정한 현상이 나타나는 반면 화자 2는 처음에는 불안정한 상태를 나타내다가 곧 안정된 상태로 계속 유지하고 있다. 화자 3과 화자 4도 각기 다른 패턴을 보여주고 있다.

위 그림 3에서 알 수 있듯이 각 화자들의 데이터가 아주 짧은 시간에 발생된 것이라도 각각이 고유한 카오스 현상을 갖고 있음을 알 수 있고 이를 통해 각 화자의 발생시 나타나는 각기 다른 카오스 패턴을 구체적으로 볼 수 있으며 화자 인식 등의 패턴 매칭 분야에 적용할 수 있을 것이다.

4. 단위영역별 분석

이 절에서는 음성이 시간의 흐름에 따라 어떠한 카오스적 패턴으로 변화하는가를 시간에 따른 영역으로 나누어 분석하고자 한다. 한 어트랙터에서 매 15 시간 단위로 영역을 나누었다. 그림 3에 나타난 어트랙터를 이용하여 각 어트랙터의 영역별 평균 변화량, 최대, 최소 ϕ , 값을 구한 것은 표 2와 같다.

표 2. 영역별로 나타난 최대, 최소 및 평균 변화량

화 자		영역(시간단위)											
		영역1(1-15)			영역2(16-30)			영역3(31-45)			영역4(45-60)		
		Max	Min	Avg	Max	Min	Avg	Max	Min	Avg	Max	Min	Avg
화자1	음성1	10.20	0.82	5.48	3.60	0.62	1.96	8.67	0.62	2.98	11.73	1.08	3.78
	음성2	12.70	1.02	5.72	3.72	0.35	2.03	10.32	0.62	3.13	6.07	1.29	2.89
	음성3	10.11	1.02	5.07	4.01	0.42	2.04	9.58	0.99	2.97	4.98	1.41	2.58
	평균	11.00	0.95	5.42	3.77	0.46	2.01	9.52	0.74	3.03	7.59	1.26	3.08
화자2	음성1	35.55	1.20	8.05	2.50	1.41	2.03	2.60	1.54	1.99	1.77	0.97	1.44
	음성2	41.65	1.20	7.83	2.41	1.60	2.07	2.57	1.46	1.98	1.79	0.99	1.39
	음성3	23.94	1.02	6.50	2.38	1.21	2.01	2.52	1.43	1.94	1.77	1.00	1.44
	평균	33.71	1.14	7.46	2.43	1.41	2.04	2.56	1.48	1.97	1.78	0.98	1.42
화자3	음성1	10.63	0.49	4.34	2.77	1.02	1.67	3.38	0.39	1.74	2.20	1.02	1.58
	음성2	11.59	0.60	4.40	2.83	1.05	1.73	2.87	0.51	1.67	2.00	1.11	1.57
	음성3	11.59	1.05	4.59	2.67	1.03	1.77	2.68	0.67	1.54	1.92	1.20	1.60
	평균	11.27	0.71	4.44	2.76	1.03	1.72	2.98	0.52	1.65	2.04	1.11	1.58
화자4	음성1	4.05	1.02	3.21	3.92	0.27	2.30	8.99	1.66	3.63	3.33	1.79	2.48
	음성2	4.93	1.22	3.41	3.19	0.61	2.20	9.68	1.44	3.56	2.53	1.92	2.37
	음성3	4.29	1.19	3.21	2.96	0.68	1.94	8.00	1.37	3.34	2.53	1.82	2.35
	평균	4.42	1.15	3.27	3.36	0.52	2.08	8.89	1.49	3.51	2.80	1.84	2.40

위 표에서 나타난 영역별 값 중에서 특히 변화율의 평균값을 계산한 Avg값을 그래프로 나타내면 다음 그림 4와 같다.

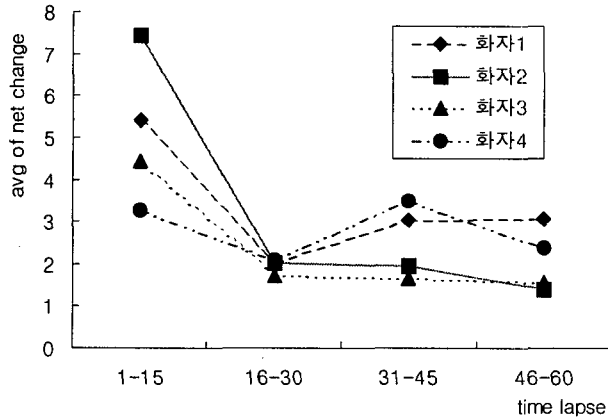


그림 4. 영역별 평균값의 변화량

이 그래프를 통해 알 수 있는 것은 3장에서 설명한 것과 같이 각 개인별로 카오스 현상의 변화 과정을 볼 수 있으며 다른 화자끼리의 차이점을 볼 수 있어 인식 시스템에 활용할 가능성이 보이는 것이다. 실제 인식시스템을 구현하고자 할 때 세분화된 단위시간별로 얻은 특징정보를 이용하는 것보다 그룹화 된 영역별로 처리하는 것이 유리하다. 그 이유는 인공지능적인 측면으로 보면 많거나 유사한 데이터를 이용하는 것보다 서로 구분될 수 있는 함축된 데이터를 이용하는 것이 훨씬 좋기 때문이다. 특히 신경망을 이용할 경우 학습과정에서 문제가 될 수 있으며 학습 효율과 인식면도 그렇지만 파형의 세그멘테이션 과정에서 발생할 수 있는 한 세그먼트의 시작점 오류가 전체 인식에 미치는 영향이 더 큰 문제가 될 수 있다. 따라서 영역별로 구분된 특징을 찾을 수 있다면 이를 이용하는 것이 더 좋은 방법이 될 수 있다.

4. 결 론

로지스틱 맵을 이용한 어트랙터의 표현은 각 화자의 발성 습관에 따른 카오스 패턴을 매우 잘 나타내고 있으며, 이는 기존의 방법으로는 발견할 수 없는 중요한 정보를 제공해 주고 있다. 본 논문에서는 음성 데이터의 한 주기만을 이용하여 아주 짧은 시간 내에서 화자별로 특징적인 카오스 패턴을 발견하였다. 이것은 기존의 음성 데이터의 시간지연 요소의 변화를 이용하여 구성된 어트랙터라는 단순성에서 벗어났다고 할 수 있다. 이러한 화자별 패턴은 음성인식시스템을 만들 때 그 화자의 발성 습관 혹은 음성특징으로 여겨도 될 것이며 인식시스템 뿐만 아니라 발성 패턴 연구 분야에 활용될 수 있을 것이다.

본 연구는 일반적인 자연현상에서 일어날 수 있는 개체 수 변화과정을 모델화한 로지스틱 방정식을 이용하였는데 실제 음성데이터에도 그 개념이 적용될 수 있을지 알기 위해 더 많은 연구가 필요할 것이다. 그러나 어트랙터의 결과가 화자별로 다른 양상을 나타내었다는 것은

이 연구가 계속 진행 될 가치가 있음을 보여준 것이다. 본 연구는 인식에 초점을 맞추지 않고 패턴을 볼 수 있는 데이터의 어트랙터 표현방법에 관해 연구하였으므로 실제 어느 정도 인식률에 영향을 미칠지는 향후 실험을 통해 밝혀질 것이다. 아울러 어트랙터 내에서 영역 수를 고정하지 않고 다양하게 하여 발생할 수 있는 패턴을 정형화 할 수 있어야 할 것이다. 뿐만 아니라 다양한 환경에서의 많은 음성 데이터를 이용하여 실제 인식 시스템에서 어느 정도의 인식률을 가질 수 있는지를 검증해야 할 것이다.

참 고 문 헌

- 김재홍, 조관선, 이철희. 1999. "연속음성으로부터 추출한 CVC 음성 세그먼트 기반의 음성합성." *한국음향학회지*, 18(7), 10-16.
- 김혜경. 1995. *음성신호의 어트랙터에서 사이클 추출을 이용한 화자인식*. 석사학위논문. 계명대학교.
- 김혜경, 성보현, 김태식. 1994. "Strange Attractor를 이용한 화자인식의 음성특징추출에 관한 연구." *한국 정보처리 응용학회 '94 추계 학술발표논문집*, 340-343.
- 이강승. 1999. *디지털신호처리*. 21세기사.
- 이병채. 1995. *카오스 이론을 이용한 생체 비선형 동역학 시스템의 특성 해석*. 박사학위논문. 연세대학교.
- 전선도, 강철호. 1999. "잡음에 강한 음성인식을 위한 성문 가중 캡스트럼에 관한 연구." *한국음향학회지*, 18(5), 78-82.
- 정성용, 김태식. 1999. "카오스 어트랙터를 이용한 음성데이터의 특징분석기법에 관한 연구." *한국 정보처리학회 춘계 학술발표 논문집*. 625-628.
- 황순호. 2000. *캡스트럼 가중치를 이용한 화자 인식*. 박사학위논문. 조선대학교.
- Hao, Bai-Lin. 1990. *Chaos II*. World Scientific.
- Bourlard, H., N. Morgan. & C. Wooters. 1995. "Connectionist Approaches to the use of Markov Models for Speech Recognition." *Neural Information Processing System 3*, 213-219.
- Tebelskis, J., A. Waibel, B. Petek. & O. S. Bauer. 1995. "Continuous speech Recognition by Linked Predictive Neural Networks", *Neural Information Processing System 3*, 199-205.
- Intrator, Nathan. 1995. "Exploratory Feature Extraction in Speech Signals." *Neural Information Processing System 3*, 241-247.
- Peitgen, Jürgens, Saupe. 1992. *Chaos and Fractals*. Springer-Verlag,

접수일자: 2001. 7. 17.

게재결정: 2001. 8. 30.

▲ 김태식

대구광역시 달서구 신당동 1000 (우: 704-701)

계명대학교 공학부 컴퓨터 공학전공

Tel: +82-53-580-5251

E-mail: tkim@keimyung.ac.kr