

음성 특징 추출을 위한 스트레인지 어트랙터의 분석 방법

An Analysis Method of Strange Attractor for the Feature Extraction

김 태 식*
Taesik Kim

ABSTRACT

In the area of speech processing, raw signals used to be presented into 2D format. However, such kind of presentation methods have limitation to extract characteristics from the signal because of the presentation method. Generally, not much information can be detected from the 2D signal.

Strange attractor in the field of chaos theory provides a 3D presentation method. In the area of recognition problem, signal presentation method is very important because good features can be detected from a good presentation. This paper discusses a new feature extraction method that extracts features from a cycle of the strange attractor. A neural network is used to check whether the method extracts suitable features or not. The result shows very good points that can be applied to some areas of signal processing.

Keyword: Strange Attractor, Speaker Recognition, Neural Networks

1. 서 론

인간은 음성을 통해 서로 의사를 전달하는 것은 물론 그 속에 내포된 다양한 정보를 분석하여 상대방의 심리상태, 건강상태 등을 파악하기도 한다. 입력, 처리, 출력이라는 폐러다임을 갖는 컴퓨터공학적인 측면에서 볼 때 입력되어지는 음성데이터는 매우 중요한 의미를 가지게 된다. 예를 들어 문 밖에서 가족 중의 한 사람이 '문 열어라'라고 했을 때 우리는 금방 그 목소리의 주인이 가족임을 알고 문을 열어주게 된다. 비록 보지 않았더라도 귀로 입력되어지는 그 파형 속에 자기 가족의 목소리 정보를 포함하는 중요한 데이터가 어떤 형태로든지 그 속에 내포되어 있기 때문일 것이다. 우리는 아직 이러한 음성 파형에 숨어있는 다양한 정보를 찾아내지 못하고 있다.

음성인식은 이러한 데이터를 컴퓨터로 처리하여 그 속에서 특징을 찾기 위한 작업이라 할 수 있다. 컴퓨터가 디지털로 자료를 표현하고 처리함에 따라 음성도 정해진 방법에 따라 디지털화되며 파형의 형태로 우리에게 보여지게 된다. 음성인식 뿐만 아니라 심파 측정 등 거의 대부분의 시계열 데이터를 분석하는 분야에서는 주로 2 차원 파형 형태로 표현한 후 그

* 계명대학교 공학부 컴퓨터공학 전공

파형의 형태를 분석하여 특징을 찾고 있는 것이다.

음성으로부터 특징을 추출하는 방법에는 음성 파형을 주파수 영역으로 변환시켜 특징을 추출하는 방법, 구강의 형태를 필터(Filter)로 가정하고 그 필터 계수를 음성의 특징으로 삼는 방법, 귀가 음성을 분석하는 방식을 이용하는 Auditory 분석방식, 선형예측방법, 동적 특징(Dynamic Feature)을 주파수 영역의 특징(Spectral Feature)들과 동시에 사용하는 것 등이 있다(정성용, 1999; 박경범, 1998; Herv, 1995; Tebelskis, 1995). 그리고 대부분의 음성인식 기술들은 음성으로부터 특징을 추출하기 위해 시그널의 영교차율, LPC(Linear Predictive Coding) 계수, FFT(Fast Fourier Transform)분석, 캡스트럼(Cepstrum) 분석, 필터 बैं크(Filter Bank) 등과 같은 전처리 단계를 거치는데 대표적인 음성인식 기술로는, 음성이 개인의 특성에 따라 발성속도가 다른 점을 이용하여 비선형 시간축의 변동 패턴을 선형적으로 정규화시켜서 인식에 사용하는 DTW(Dynamic Time Warping) 기법, 음성 신호를 상관성이 있는 신호열의 벡터를 생성하여 표준 패턴을 생성하는 VQ(Vector Quantization) 기법, 음성을 시간적 변화의 확률로 모델링하여 음성인식에 사용하는 HMM(Hidden Markov Model) 기법, 인간의 신경 세포를 모델링하여 추출된 음성 특징을 훈련하는 방식의 NN(Neural Network) 기법(Fan, 1992; Sun, 1992), 음성의 스펙트럼 정보를 이진화 스펙트럼 패턴으로 모델링하여 멤버십 함수를 구하는 퍼지 패턴 매칭 기법 등이 있다(진선도, 1999; 황순호, 2000; Lee, 1992; Peitgen, 1992).

그러나 이러한 다양한 기법들의 우수성에도 불구하고 기존의 음성인식을 위한 방법들은 발성의 제약과 처리시간이 많이 소요된다는 점 등 몇 가지 문제점들이 존재하고 있다. 또한 음성 분석이 인식시스템에의 응용 차원을 넘어 인간의 심리상태파악, 인지와 반응관계 연구 등 여러 분야에 활용되고 있어 보다 다양한 방법으로서의 특징 추출이 요구되고 있다. 이러한 문제점과 요구를 어느 정도 해결할 수 있는 방법중의 하나가 카오스(Chaos) 이론을 이용하는 것이다. 카오스를 이용함으로써 얻을 수 있는 가장 큰 이점은 음성 파형을 2 차원적으로 표현하여 특징을 찾는 기존 방법에서의 제한점등을 3 차원으로 표현하여 더 많은 정보를 얻을 수 있다.

본 연구에서는, 이러한 카오스 이론을 이용하여 보다 간편하고 정확하게 음성 특징을 추출할 수 있는 방법을 제시한다. 이미 어트랙터를 이용한 방법과 (정성용, 1999) 한 Cycle만 추출하여 인식하는 연구(김혜경, 1995)는 알려져 있으나 본 연구에서는 어트랙터에서 한 Cycle 동안 방문하는 box의 수와 발성시간의 흐름에 따라 방문하는 box에 관한 정보를 추출하여 신경망을 통해 인식하고자 하였다. 이는 인공 지능적인 측면으로 볼 때 다양하고 복잡한, 애매한 정보를 제거함으로써 최적의 결정을 하는데 유리하게 작용하는 것과 같은 맥락이라 할 수 있다. 음성 파형을 정규화(Normalization)한 후 3 차원 상태공간에 스트레인지 어트랙터로 구성하고 구성된 Attractor에서 한 Cycle을 추출한 후 Natural Measure 개념을 도입하여 특징을 추출한다. 이렇게 추출된 특징은 음성인식이라는 관점에서 볼 때 다른 음성과의 차이를 크게 하는 것이 바람직하기 때문에 이의 확인을 위하여 추출된 특징데이터를 신경망을 이용하여 학습시킨 후 어느 정도 구분이 되는지 밝히고자 한다.

2. 음성의 어트랙터 구성

2.1 어트랙터 이론

음성데이터와 같은 동역학계를 이해하는 중요한 방법은 상태 공간(state space)에서의 운동 양상을 파악하는 것으로 시간에 따른 계의 변화를 상태 공간의 점의 자취 즉 궤적으로 나타내어 기하학적으로 이해하는 방법이다. 이를 위해 3 차원 공간에 표현되어지는 궤적을 어트랙터라고 하며 그 종류로는 평형점(equilibrium, fixed point), 폐곡선(limit cycle), 몸통모양(torus, tori) 등의 거의 정확히 예측 가능한 형태가 있는가 하면 카오스 분야에서 다루는 복잡하고 동적이며 기하학적인 면을 나타내는 스트레인지 어트랙터(Strange Attractor)도 있다.

굳이 카오스 현상이 아니더라도 3 차원 공간에서 운동되는 동역학계에서 특징을 발견하고 분석하는 중요한 방법의 하나는 어트랙터의 재구성으로 시계열 데이터로부터 계의 운동 양상이 보이는 기하학적인 특징을 3 차원 공간에서 표현, 추출해내는 과정이다. 이 방법은 물리학자인 N. Packard, J. Crutchfield, D. Farmer 및 R. Shaw가 Floris Takens의 수학적 연구와 함께 개발하였으며 현재 다양한 분야에 응용되고자 한다(아이하라, 1995).

2.2 스트레인지 어트랙터 구성방법

스트레인지 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 3 개의 새로운 벡터를 추출하여 각각의 벡터 값을 각 차원으로 3 차원의 상태 공간에 어트랙터를 구성하면 된다. 시계열 음성 데이터 $S = \{s_0, s_1, s_2, \dots, s_{n-1}\}$ 에서 다음의 벡터 $\Pi(i)$ 를 만들 수 있다.

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

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 각각 1 차원으로 하여 3 차원 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. 어트랙터에서의 특징 추출

3.1 Cycle 추출

음성 파형을 재구성한 스트레인지 어트랙터는 3 차원 상태공간상에서 각 화자에 따라 각각 다른 모양을 한 고유의 궤적을 반복해서 그리게 된다. 이때 Attractor를 구성하는 벡터의 각 요소들은 시간 변화에 따라 임의의 출발점에서 점점 멀어지다가 어느 순간부터는 출발점에 점점 가까워지면서 각 화자마다 고유의 궤적을 그리지만 출발점과 완전히 일치하지는 않으며 궤적을 그리는 동안 출발점과 가장 가까운 지점을 지나면서 다시 동일한 모양의 궤적을 반복해서 그리게 된다. 이런 성질을 이용하여 임의의 출발점을 정하고 그 출발점으로부터 Attractor를 구성하는 벡터의 각 요소들 사이의 거리를 반복해서 구하되, 임의의 적당한 Time Interval이 지난 후에 이 거리가 적당한 임계치를 초과하지 않는 벡터의 요소와 출발점 사이의 Interval을 구하여 이것을 Attractor의 Cycle로 정한다.

본 연구에서 제안한 Attractor의 Cycle 추출 방법은 그 알고리즘이 간단하여 처리가 쉽고 소요시간이 적지만, 시계열 상에서 전체적으로 보았을 때 변화가 작은 영역에서 출발점을 선택하게 되면 Cycle이 긴 화자의 경우 Cycle을 추출할 수 없게 된다. 또한 임계치가 너무 작으면 궤적이 출발점과 동일한 지점을 지나는 것이 아니므로 Cycle 추출이 불가능하고 임계치가 너무 크면 완전한 한 Cycle을 추출할 수 없는 경우가 많기 때문에 출발점과 임계치의 값에 따라 그 성공여부가 크게 좌우되므로 Attractor를 구성하는 벡터 $\Pi(i)$ 의 요소들 중에서 임의의 출발점을 선택하는 것과 임계치를 정하는 것이 중요하다.

출발점 선택시 Attractor의 특징이 고려되어야 하는데, Attractor는 모양은 유사하지만 크기가 다른 여러 개의 궤적으로 구성되므로 Attractor의 Cycle을 추출할 때 중간 정도 크기의 궤적을 구성할 것이라고 생각되는 벡터 $\Pi(i)$ 의 중간 범위의 요소들에서 출발점을 선택해야 한다. 그리고 각 화자마다 Cycle이 다르므로 각 Attractor에서 상대적으로 유사한 위치를 지정할 수 있도록 해야 한다. 이런 점들을 고려하여, 본 연구에서는 적당한 출발점을 찾기 위해 반복된 실험을 거쳐 적당한 출발점을 찾을 수 있는 식을 도출할 수 있었는데, 출발점을 $\Pi(s) = (x_s, y_s, z_s)$ 라고 가정했을 때 아래의 식 (4)와 같다.

$$\Pi(s) = \min\{\pi(i)\}, i = \text{일정범위의상수} \quad (4)$$

또한 출발점 $\Pi(s)=(x_s, y_s, z_s)$ 와 벡터 $\Pi(s)=(x_i, y_i, z_i)$ 사이의 거리 D_i 는 다음의 식과 같이 계산한다

$$D_i = \sqrt{(x_s - x_i)^2 + (y_s - y_i)^2 + (z_s - z_i)^2} \quad (5)$$

궤적에서 임의의 출발점 $\Pi(s)$ 를 출발하여, 어느 점이 그 Attractor의 한 Cycle을 구성하는 마지막 점인지 판단하기 위해서는 단순히 출발점과의 거리를 검사하는 것만으로는 부족하며 적어도 출발점과의 Time Interval이 어떤 적정 범위 안에 존재할 때 완전한 Cycle 추출이 가능하다. 이런 적정 Time Interval 범위와 적정 임계치를 찾기 위한 여러 차례의 경험적인 실험을 통해 그 범위를 55에서 160 사이의 값으로 정하였다. 추출된 Cycle이 이 범위 내에 포함되지 않으면 완전한 한 Cycle을 추출한 것이 아니고 변화가 작은 영역을 움직이는 부분적인 궤적을 나타내거나 두개의 Cycle을 나타내는 것이다.

다음 그림 1은 두 사람의 음성 파형으로부터 구성된 Attractor와 그 Attractor에서 추출한 한 Cycle을 나타낸 것이다

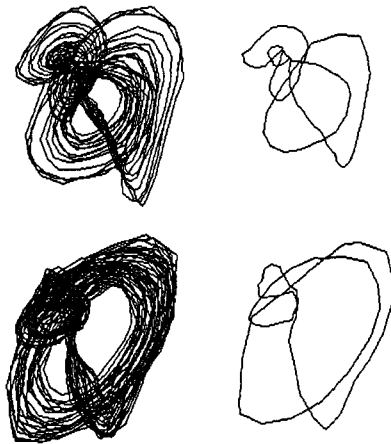


그림 1. 두 화자의 음성 Attractor와 추출된 Cycle

3.2 특징추출

Natural Measure 개념은 Attractor를 포함하는 영역 R 의 부분집합을 B 라 가정했을 때 $x_0, x_1, x_2, x_3, \dots, R$ 인 궤적이 B 를 몇 번이나 방문했는지에 따라 주어질 수 있는 B 에 대한 가중치를 말하는 것으로 엄격히 말해서, Natural Measure $\mu(B)$ 는 B 에 포함된 모든 포인트의 울을 나타내는 것이다. 이것은 다음의 식 6과 같이 표현 될 수 있다.

$$\mu(B) = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n+1} \sum_{k=0}^n \lambda_B(x_k) \quad (6)$$

위의 식에서

$$\lambda_B(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x \in B \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

이다. 여기서 $\sum_{k=0}^n \lambda_B(x_k)$ 는 궤적 $x_0, x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$ 에서 B 에 포함된 포인트의 수이다. 이 개념을 이용하면 한 Cycle의 궤적으로 표현된 스트레인지 어트랙터의 특징을 수치적으로 나타낼 수 있다.

4. 신경망을 이용한 특징추출 실험

음성신호 처리의 근본 목적은 다른 음성과의 차이를 확실히 구별할 수 있도록 특징이 추출되는 것이다. 따라서 본 실험에서는 위에서 제시한 방법을 통해 추출된 특징이 서로 다른 사람이 발성한 음성데이터를 얼마만큼 구별할 수 있는지를 신경망을 통해 실험하였다.

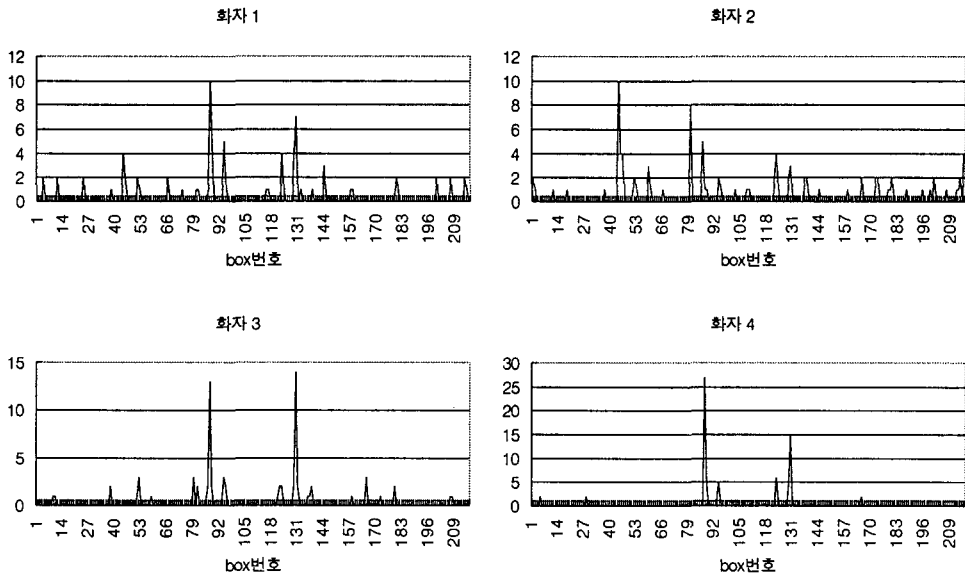
4.1 실험 데이터 구성

현재 음성인식 및 화자인식 시스템의 성능평가를 위해 여러 표준 음성 데이터베이스를 사용하고 있지만 본 실험에서는 음성데이터를 새로이 수집하였으며 사용된 음성자료의 내용은 모음인 '아'이다. 음성자료의 수집은 체계적 실험을 위해 잡음을 없앤 실험실 내에서 동일한 조건으로 이루어졌으며, 각 개인의 음성이 시간에 따라 조금씩 변할 수 있기 때문에 적절한 시간 간격을 두고 이루어졌다. 10 명의 성인(남 5, 여 5)을 대상으로 목소리에 임의의 변형을 가하지 않은 상태에서 보통 크기로 발음하도록 하고 8,000 Hz, Mono로 녹음하였다. 실제 11 KHz 이상 높은 영역에서의 실험을 통해 더 정확한 특징 추출이 이루어질 수 있을 것이나 본 실험에서는 어트랙터의 Cycle 추출을 원활하게 하기 위하여 우선 낮은 8,000 Hz를 이용하였다. 향후 3.1절에서 제시된 Cycle 추출방법을 더욱 개선하면 고주파음성의 실험에도 효과적으로 적용할 수 있을 것이다. 수집된 음성자료 중 1 인당 30 개씩 임의로 선정하여 위에서 제시된 방법으로 특징을 추출하여 신경망의 입력자료로 활용하였으며 1 인당 10 개의 음성자료를 이용해 인식 실험을 하였다. 또한 입력된 음성자료를 정규화 함으로써 목소리의 크고 작음에 영향을 받지 않도록 하였고, 데이터 앞뒤의 잡음을 제거하고 각각의 음성자료에 대해 길이에 상관없이 상대적으로 유사한 위치의 음성 파형을 추출하여 실험에 사용하기 위해 각 음성자료의 Maximum 값을 가지는 곳에서부터 1,000 byte를 지나 5,000 byte 길이의 값을 이용하여 Attractor로 구성하였다.

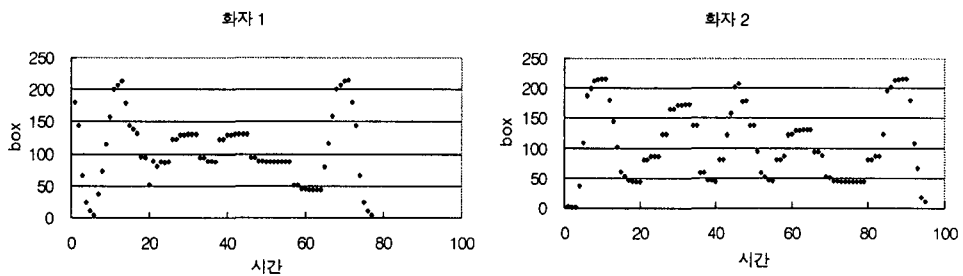
4.2 실험 방법

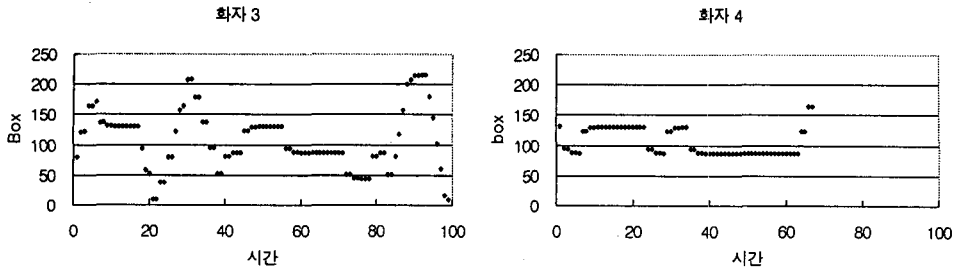
본 실험에서는 $\mu(B)$ 의 계산을 위해 궤적 공간 R 을 x, y, z 축 각 6 등분씩 총 216 개의

동일한 크기로 분리하였다. 계산된 $\mu(B)$ 값은 역전파 신경망의 학습용 입력데이터 값으로 사용되었으며 학습시 학습 오차 허용치는 0.1, 학습 후 인식 실험시 오차 허용치는 0.4로 하였다. 실험은 두 가지 경우를 실시하였는데 첫 번째 실험은 한 Cycle 후 상태공간 x, y, z 로 각기 6 등분하여 생기는 216 개의 박스에 해당되는 좌표 영역 내에 샘플링되는 횟수 $\mu(B)$ 를 계산하여 점유율을 신경망을 통해 입력하게 하였다. 두 번째 실험은 시간에 따라 방문하는 216 개 box 번호를 연속적으로 입력하게 하였는데 이 경우 각 화자별로 Cycle의 길이가 다소 차이가 있어 전체 길이를 맞추기 위해 긴 Cycle을 가진 음성은 뒷 부분의 일부는 사용하지 않았다. 그림 2는 10 명 중 임의의 화자 4 명에 대해 구한 평균 $\mu(B)$ 값을 그래프로 나타낸 것으로 (a)는 첫 번째 실험을 위한 것이며 (b)는 두 번째 실험을 위한 것이다.



(a) 한 cycle 처리 후 box별 방문 회수





(b) 시간의 경과에 따른 방문 box

그림 2. 4명의 음성에서 추출한 평균 $\mu(B)$ 값을 이용한 그래프

4.3 실험 결과

첫 번째 방법을 신경망에 적용한 결과 총 100 개의 음성 자료 중 95 개를 인식하여 평균 95%의 인식률을 얻었다. 한편, 두 번째 방법인 시간에 따라 방문하는 box 번호를 이용한 경우 첫 번째보다 다소 낮은 평균 89%의 인식률을 나타내고 있다.

최근 국내의 화자인식 분야에서의 실험결과는 실험자료가 각 연구마다 다르고 실험조건이 달라서 본 연구와 직접적인 비교가 힘들지만 음성 피크(Peak)의 변화를 이용한 인식의 약 97%보다는 떨어지나 Attractor의 단순 형태를 이용한 인식(81%)과 시간 영역에서의 특징을 사용한 시간 길이와 면적법을 이용한 실험(94%)보다는 약간 상회하고 있다. Cycle 추출을 하지 않은 상태에서의 첫 번째 실험은 83%의 인식률을 나타내었다.

5. 결론

본 논문에서는 화자인식에 사용되는 기존의 DTW(Dynamic Time Warping) 기법이나 HMM(Hidden Markov Model) 기법, 퍼지 패턴 매칭 기법을 이용한 방법보다 처리가 비교적 간단한 카오스 이론의 Attractor를 이용한 새로운 음성 특징 추출 방법을 제시하였다. 실험에서 제시한 Cycle 추출 방법을 통해 Natural Measure의 개념을 이용하여 실험하였다.

본 연구에서 제시한 Cycle 추출에 의한 방법은 처리가 간단하고 시간적 효율성이 뛰어나지만, 아직은 실험 단계이므로 Cycle 추출 시 그 성공 여부가 출발점과 임계치에 따라 크게 좌우되고 적당한 출발점과 임계치를 찾는 것이 어렵다는 단점이 있다. 그리고 각 화자마다 Cycle 기준 수치의 범위가 좁고 그 경계의 차이가 크지 않기 때문에 화자의 수를 증가시켰을 경우 인식률이 떨어질 것으로 예상된다. 또한 Cycle 추출 시 단순히 거리만을 적용하였는데 실제 Variance 등과 같은 다른 팩터를 이용하는 방법과 다양한 종류의 발성에 관해서도 실험하여 실험 결과의 일반화를 추구하여야 할 것이다. 본 연구에서는 이러한 향후 과제가 많이 있음에도 불구하고 실제 10 명의 화자에 대한 인식은 약 95%의 인식률을 나타내었기에 제안된 방법이 비교적 화자 기리를 구분하는 특징을 잘 추출하였다고 볼 수 있다.

본 연구는 인식의 정도를 극대화 하고자 하는 목적 이외에 음성 신호를 처리할 때 활용할

수 있는 또 다른 특징추출 방법을 제시하는데도 의의가 있다. 제안된 방법은 음성키 등 인식 시스템에 활용할 수도 있으나 음성과학을 연구하는 여러 분야에 활용될 수 있을 것이며 더 많은 연구를 통해 어트랙터의 모양뿐만 아니라 궤도가 운동할 때 진행되는 방향, 특정 영역에서의 진행 속도 등을 분석하여 발성자의 발성습관, 심리 상태 등과의 관련성을 파악할 수 있는 정보를 추출할 수 있을 것이다.

참 고 문 헌

- 김혜경. 1995. 음성신호의 어트랙터에서 사이클 추출을 이용한 화자인식. 석사학위논문. 계명대학교.
- 박경범. 1998. 선형예측분석법에 의한 음성의 압축과 재생. 도서출판 하늘소.
- 아이하라 가즈유키. 1995. 쉽게 읽는 카오스. 한뜻출판사.
- 이강승. 1999. 디지털신호처리. 21세기사.
- 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." *한국정보처리학회 춘계 학술발표 논문집*. 625-628.
- 황순호. 2000. 캡스트럼 가중치를 이용한 화자인식. 박사학위논문. 조선대학교.
- Sun, Fan & Huisheng Chi. 1992. "Speaker Recognition with Recurrent Network." *International Joint Conference on Neural Networks*, 5(3), 264-267.
- Sun, G. Z. & Y. C. Lee. 1992. "Chaotic Signal Classification with Neural Network Synchronizer." *International Joint Conference on Neural Networks*, 5(2) 68-73.
- 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.
- Joe, Tebelskis, Alex Waibel, Bojan petek & Otto Schmid Bauer. 1995. "Continuous Speech Recognition by Linked Predictive Neural Networks." *Neural Information Processing System 3*, 199-205.
- Lee K., Cyn Moon & M. Zaghoul. 1992. "Collective Chaos in Neural Networks." *International Joint Conference on Neural Networks 2*, 595-602.
- Intrator, Nathan. 1995. "Exploratory Feature Extraction in Speech Signals." *Neural Information Processing System 3*, 241-247.

접수일자: 2002. 4. 14.

게재결정: 2002. 5. 31.

▲ 김태식

대구광역시 달서구 신당동 1000 계명대학교 (우: 704-701)

공학부 컴퓨터 공학전공

Tel: +82-53-580-5251

E-mail: tkim@keimyung.ac.kr