

# 카오스 이론을 이용한 한글 문자 특징 추출에 관한 연구

손영우\* · 홍경순\*\* · 남궁재찬\*\*

\* 김포대학 멀티미디어과 Email : ywson@kimpo.ac.kr

\*\* 광운대학교 컴퓨터공학과 Email : namjc@daisy.kwangwoon.ac.kr

## Feature Extraction of Hangul Character Based on Chaos Theory

Young-Woo Son\* · Kyung Soon Hong\*\* · Jae-chan Namkung\*\*

Dept. of Multimedia, Kimpo College

\*\* Dept. of Computer Eng., Kwang-Woon Univ.

### 요 약

미세한 차이를 고감도 식별하는 카오스 이론의 프랙탈 차원과 스트레인지 어트랙터를 생성하는 수정된 에농 함수를 이용하여, 한글 2,350 자에 대한 시계열 데이터의 혼도도를 분석하기 위해, 각각의 문자 어트랙터를 구성한 후, 프랙탈 차원을 나타내는 Box-counting Dimension 및 Natural Measure, Information Bit, Information Dimension 등을 구하여 문자 특징을 추출하는 새로운 알고리즘을 제시하였다. 실험결과 한글 2,350 자에 대하여 99.23%의 분류율을 나타내어 제안된 방법의 유효성을 보였다.

### 1. 서론

카오스(Chaos)란 “결정론적 비선형 동역학 시스템으로부터 생성되는 복잡하고 잡음과 같은 현상”을 말하며, 1980년대 말부터 물리학, 생물학 분야의 관심사였던 카오스 이론이 최근 들어 공학 및 의학 분야에도 커다란 영향을 미치고 있다. 이러한 영향은 그 동안 간과되었던 신호의 복잡한 변화 속에 숨겨져 있는 동역학적 정보를 얻어 낼 수 있다는 점에서 카오스의 등장은 전혀 새로운 관점에서의 문제 해결법을 제시해 주고 있다. 카오스 이론의 공학적 응용 분야로는 비선형 잡음 제거 및 필터, 패턴 인식, 음성 비화 시스템, 카오스 로봇 제어 등이 있으며, 뇌파, 맥파, 뇌파, 심전도 분석 등과 같은 생체 카오스는 의료 진단 시스템의 첨단화의 가능성을 보여주고 있다.<sup>[3,15,6,7]</sup>

따라서 본 논문에서는 미세한 차이를 고감도 식별할 수 있는 카오스 이론의 프랙탈 차원과 스트레인지 어트랙터를 생성하는 에농 함수를 이용하여, 문자 어트랙터를 생성하여 프랙탈 차원 특징을 추출하는 새로운 알고리즘을 제안하였다.

### 2. 문자의 특징 추출

본 논문에서는 기존의 망, 투영, 교차거리 특징방법으로 1차특징을 추출한 후, 시계열 데이터로 변환, 문자 어트랙터를 생성한다.

### 2.1 문자 어트랙터 생성

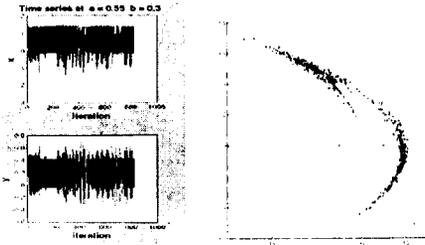
에농 어트랙터는 로렌츠 시스템의 동력학계(Dynamic System)를 단순화한 모델로 부메랑과 같은 모양을 하고 있다. 에농 시스템은 1차원의 동력학계에서 2차원적인 변환에 의해 고차원의 스트레인지 어트랙터를 이끌어 낸다. 2차원에서 발생하는 에농 시스템의 팽창과 수축(Stretch-and-Fold) 작용은 x 와 y 의 2차원 좌표로 표현할 수 있다. 그러므로 에농 시스템의 변환 함수는 평면에서 발생하는 어떤 변환(Affine Transformation)과 유사하게 동작한다.<sup>[11,21]</sup> 에농 시스템은 log 변환과 유사하게 임의의 상수인 a, b 그리고 시작점인 (x<sub>0</sub>, y<sub>0</sub>)에 민감하게 반응한다. 다시 말해서 카오스 이론의 특징인 초기조건에 민감한 의존성을 보여준다. 에농은 초기조건으로 a=1.4, b=0.3 그리고 (x<sub>0</sub>, y<sub>0</sub>) = (0, 0) 으로 하였다. 에농 어트랙터 함수는 다음의 식(1)과 같다.

$$H(X,Y) = (y_k + 1 - ax_k^2, bx_k) \\ k = 0, 1, 2, 3, \dots \dots \dots (1)$$

본 논문에서는 에농 변환 함수에서 문자 어트랙터를 가장 잘 반영하는 상수값을 찾기 위해 반복 실험한 결과, 임의의 상수 a = 0.55, b = 0.3 으로 하였다. 식(2) 및 <그림 1>에는 제안된 어트랙터 생성 모델을 나타내었다.

$$H^i [X_{k+1}, Y_{k+1}] \\ = [y_k + 1 - a(x_k + cf_i)^2, b(x_k + cf_i)] \dots \dots (2)$$

여기서,  $cf_k$  = 문자 영상의 1차 특징 추출값이며,  $k=0, 1, 2, 3, \dots, n$  이다.



<그림 1> 어트랙터 생성 모델도

2.2 프랙탈 차원

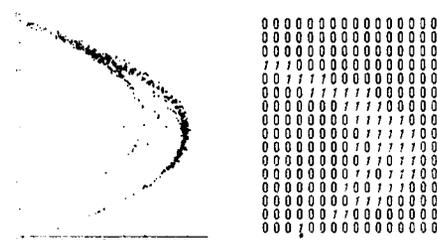
프랙탈 차원(fractal dimension)은 카오스 이론에서 매우 중요한 의미를 가지며, 이러한 차원은 명확히 정의할 수 없는 성질, 즉 어떤 물체의 거칠음 정도, 혹은 불규칙한 정도를 측정하는 방법으로 그에 대한 특징을 잘 기술할 수 있기 때문이다.

(1) Box-Counting Dimension

Box-Counting Dimension 을 구하기 위해서는 먼저 전체 어트랙터를 포함하는 사각형 영역을 정의하고 이 영역을 1로 정의하여 정해진 크기인  $s$ 로 전체 영역을 분할한 후, 어트랙터를 포함하고 있는 분할 영역들의 수를 헤아린다. 이렇게 어트랙터를 포함하는 분할 영역의 수를  $N(s)$ 라 하고, Box-Counting Dimension,  $D_f$  를 다음 식(3)으로부터 구한다.

$$D_f = \lim_{s \rightarrow 0} \frac{\log N(s)}{\log 1/s} \dots\dots\dots (3)$$

실험에서는  $s$ 의 크기를 1/4, 1/8, 1/16로 하여 최적의 조건을 찾아나간다.



6 형식 (웹)의 경우

<그림 2> Box-Counting 의 예( $s=1/16$ )

(2) Natural Measure

Box-Counting Dimension 은 분할된 영역이 단지 어트랙터를 포함하고 있는지의 여부만을 나타내므로 정보를 손실하는 경우가 있다. 이러한 결점을 극복하기 위해서는 분할된 영역들이 얼마나 많은 어트랙터의 궤도를 포함하느냐와 같은

방법을 이용해서 가중치를 가져야 한다. 이는 전체 어트랙터 영역 중 어느 정도의 어트랙터를 포함하는지와 같은 백분율로 나타낼 수 있는데 이를 Natural Measure,  $\mu(B)$  라고 하며, 다음의 식(4)로부터 구한다.

$$\mu(B) = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n+1} \sum_{k=0}^n 1B(x_k) \dots\dots\dots (4)$$

여기서  $1B(x)$ 는  $x$ 가 분할된 영역  $B$  안에 있으면 1, 아니면 0의 값을 가지므로 다음의 식(5)과 같이 표현 된다.

$$1B(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x \in B \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \dots\dots\dots (5)$$

그리고  $\sum_{k=0}^n 1B(x_k)$ 는 전체 어트랙터를 구성하는 영역 중 분할영역  $B$ 에 포함되어 있는 궤도의 수를 나타낸다.

본 논문에서는 다음의 식 (6)을 이용해서 Natural Measure 를 구하였다.

$$\mu(B_k) = \frac{1}{n} \sum_{k=0}^n 1B(x_k), k=1,2,3,\dots,N \dots\dots (6)$$

여기서,  $N$ 은 전체 분할된 영역을 나타내고,  $n$ 은 전체 어트랙터를 구성하는 화소의 수를 나타낸다.

(3) Information Bit & Dimension

Information Bit,  $I(s)$ 는 Natural Measure 로 부터 구해진 값을 이용하여 다음의 식(7)로부터 구한다.

$$I(s) = \sum_{k=1}^{N(s)} \mu(B_k) \log_2 \frac{1}{\mu(B_k)} \dots\dots\dots (7)$$

본 논문에서는 다음의 식(8)을 이용하여 Infor\_bit 를 계산하고 이 값을 이용하여 Infor\_Dim,  $D_i$ 을 구하여 특징으로 사용한다.

$$I_k = P_k \log_2 \frac{1}{P_k}, k=1,2,3,\dots,N \dots\dots\dots (8)$$

$$D_i = \lim_{s \rightarrow 0} \frac{I(s)}{\log_2 1/s} \dots\dots\dots (9)$$

여기서  $P_k = m_k/n$ 으로  $m_k$ 는  $k$ 번째 분할 영역에 포함되어 있는 화소의 수이며,  $n$ 은 전체 어트랙터를 구성하는 화소의 수,  $N$ 은 전체 분할 영역을 나타낸다.

3. 실험 및 고찰

본 연구에서는 최적의 문자 영상 특징값을 구하기 위하여,  $S$ 값의 변화에 따른 문자 영상의 프랙탈 차원을 추정하였다.

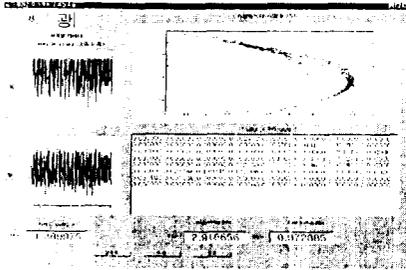
3.1 S=1/4 일 경우

Box Count 의 크기( $S$ )를 1/4로 하여, 전체 어트

패턴을 4\*4(총 16)개 셀로 분할한 후, 프랙탈 차원을 나타내는 Box-Counting Dim 과 Natural Measure, Infor\_Bit, Infor\_Dim 을 구하였다. 검토 결과, 셀을 너무 크게 설정함으로써 한글 2,350 자에 대한 분류가 제대로 되지 않았다.

3.2 S= 1/8 일 경우

(그림 3)에 나타낸 바와 같이 Box 의 크기(S)를 1/8 로하여, 전체 어트랙터를 8\*8(총 64)개 셀로 분할 실험한 결과, 한글 2,350 자에 대해 15 개의 대분류 그룹으로 나눌 수 있어, 문자 특징을 가장 잘 반영하는 것으로 나타났다. 따라서, 최종 실험은 S=1/8 로 하였다.



<그림 3> S=1/8 일때 차원 추정

3.3 S=1/16 일 경우

Box 의 크기(S)를 1/16 로하여, 전체 어트랙터를 16\*16(총 256)개 셀로 분할하였다.

검토 결과, 한글 2,350 자에 대한 분류가 너무 세분화되어 인식기에 부담이 되었다.

3.4. 실험 결과 및 고찰

Box Counting 의 크기 S=1/8 로 하여, 한글 2,350 자에 대하여 대분류에는 Box-Counting Dim 을 중분류에는 Infor\_Dim, 소분류에는 Infor\_Bit 를 이용 실험한 결과, 99.23%의 분류율 나타내었다. 검토 결과, Infor\_Bit 의 근소한 차이로 인해 소분류에 실패한 18 자에 대해서는 Natural measure 를 이용 재분류할 경우 분류기에 부담은 있지만 완벽한 분류가 가능하였다.

4. 결 론

본 논문에서는 미세한 차이를 고감도 식별하는 카오스 이론의 프랙탈 차원과 스트레인즈 어트랙터를 생성하는 수정된 예종 함수를 이용하여, 한글 2,350 자에 대한 시계열 데이터의 혼도도를 분석하기 위해, 각각의 문자 어트랙터를 구성한 후, 프랙탈 차원을 나타내는 Box-counting Dimension 및 Natural Measure, Information Bit, Information Dimension 등을 구하여 문자 특징을 추출하는 새로운 알고리즘을 제시하였다. 실험결과 한글 2,350 자에 대하여 99.23%의 분류율을 나타내어 제안된 방법의 유효성을 보였다. 본 논문에서는 기존의 어트랙터 구성 방법과는 다른 방법으로 문자 패턴에서의

Box Count	문자	Info_Bit	Info_Dim
1.528321	뽕	3.338815	1.112938
		3.365457	1.121819
1.547952	늑	3.055153	1.018384
		3.081430	1.027143
		3.102715	1.034238
1.566813	늑	3.347892	1.115964
		3.357397	1.119132
		3.370801	1.123600
1.584963	늑	3.121154	1.040385
		3.169016	1.056339
		3.212972	1.070991
		3.290657	1.096886
형식분류 15종, 총 문자수 2350자			

<그림 4> 실험 결과의 일부예

카오스 현상을 찾기 위해 노력하였다. 이러한 연구는 인식 시스템 개발 분야에서 중요한 학문적 자료가 될 수 있을 것이며, 문자 인식 분야 뿐만 아니라 지문 인식, 얼굴 화상 인식, 서명 인식 등 개인 인증 분야에 폭 넓게 응용할 수 있을 것으로 본다.

참 고 문 헌

[1] H. O. Peitgen, H. Jurgens, D. Saupe, 'Chaos and Fractals: New Frontiers of Science', Springer-Verlag, 1992.

[2] Edward Ott, 'Chaos in Dynamical Systems', Cambridge, 1993.

[3] K. Aihara, "Automatic Learning in Chaotic Neural Networks," 전자정보통신학회논문지-A (JPN), Vol. J78-A, No. 6, pp.686-691, 1995.

[4] 박배식, "카오스란 무엇인가", 범양사, 1995.

[5] 한명수, "카오스와 프랙탈", 전파과학사, 1993

[6] 정호선, 여진경, "뇌와 카오스" Ohm 사, 1994.

[7] 이상훈, "정신분열환자의 EEG 에 대한 카오스 분석", 응용물리, 12 권 1 호, pp.1-9, 1999.

[8] T. Yamada, "카오스 해석법", 일본 fuzzy 학회지, 10 권 5 호, pp827-835, 1998

[9] T. Yamada, et "확률공명 네트워크에 의한 시계열 재구성", 일본 전자정보통신학회 기술연보, NPL98-96(582), pp1-5, 1999