

# 수정된 에농 어트랙터를 이용한 고정도 숫자 인식

손영우,  
김포대학 컴퓨터계열

## High Precision Numeric Character Recognition using Modified Henon Attractor

Shon, YoungWoo  
Dept. of Computer Engineering, Kimpo College.

### 요 약

본 논문에서는 미세한 차이를 식별할 수 있는 Chaos 이론을 숫자 패턴 인식 분야에 응용한다. 먼저, 숫자 영상의 특징 정보들을 시계열 데이터로 변환한 후, 제안된 수정된 에농 시스템으로부터 숫자 어트랙터를 재구성하고, 어트랙터의 특성 분석을 위해 프랙탈 차원 특징을 나타내는 정보 차원값을 이용하여 숫자를 인식하는 새로운 알고리즘을 제안함으로써, 특수한 용도로 숫자를 전문적으로 빠르고 정확하게 인식하는 고정도 숫자 인식 시스템을 구현하였다.

### 1. 서론

Chaos 이론은 결정론적 비선형 동역학 시스템에서 나타나는 불규칙하고 예측 불가능한 양상을 정성적으로 연구하는 학문이다. Chaos의 어원은 무질서 또는 복잡함을 뜻하는 고대 그리스어로부터 유래하였지만, 1975년 미국 Maryland 대학의 수학자인 James York가 명명한 이래로 현대 과학에서는 '질서가 내재한 무질서'라는 의미로 사용되고 있다. 카오스 이론은 복잡성 속에 내재한 질서 구조를 다루는 학문이다. 카오스에 내재하는 질서는 1963년 미국 MIT의 기상학자 Lorenz에 의해 처음으로 발견되었으며, 공학에서는 Chaos를 "결정론적 비선형 동역학 시스템으로부터 생성되는 복잡하고 잡음과 같은 현상"을 말하며, 여러 분야에서 말하고 있는 카오스 또

는 카오스 공학은 '불규칙한 천이 현상'에 중점을 둔 의미로 쓰인다[1-3].

최근 들어 자연계에 존재하는 복잡한 현상을 이해하기 위해서, 과학의 여러 분야 연구자들은 카오스라고 하는 새로운 개념을 도입하게 되었다. 지난 10여년 동안 카오스 현상을 정량화 하고 분석하기 위한 방법들이 개발되어 왔는데, 시간의 흐름에 따라 발생하는 시계열 데이터를 분석하여 그 데이터가 갖고 있는 규칙성과 특징을 발견하는 것으로, 많은 연구가 이 부분에 집중되고 있다. Chaos 이론의 공학적 응용 분야로는 신호처리 분야인 비선형 잡음 제거 및 필터, 패턴 인식, 음성 비화 시스템, 주가 지수나 경제 지표의 변동 분석 및 추론 등에 응용되고 있다 [3-7].

Chaos를 이용한 해석은 대상 신호가 갖는 고유의

성질을 시계열 데이터로 하여 시스템의 상태 공간 내에 내재한 특성을 평가하게 되며, 따라서 본 논문에서는 미세한 차이를 식별할 수 있는 Chaos 이론을 패턴 인식 분야에 응용한다. 먼저, 숫자 영상의 특징 정보들을 시계열 데이터로 변환한 후, 본문에서 제안한 수정된 에농 시스템으로부터 숫자 어트랙터를 재구성하고, 숫자 어트랙터의 특성 분석을 위해 프랙탈 차원 특징을 나타내는 정보 차원값을 이용하여 숫자를 인식하는 새로운 알고리즘을 제안하였다.

## 2.2 관련 연구

문자 인식 기술은 스캐너나 펜 입력기기 등을 이용하여 입력된 문서 영상으로부터 각종 문자 정보를 분리, 인식하는 수단을 제공함으로써, 수작업에 의존하던 자료 입력 방식을 자동화할 수 있다. 따라서 한글, 한자, 영어 등의 문자 인식에 관한 많은 연구가 있었으며, 신문이나 잡지 보고서 등의 복잡한 문서를 인식하기 위한 연구도 활발히 진행되고 있다[8-11].

지금까지의 문자 인식에 대한 연구동향을 살펴보면, 대부분이 패턴인식 분야에서 각광 받는 신경망을 이용하거나 퍼지이론을 이용한 연구가 그 동안 진행되어 많은 성과를 얻고 있다.

선행연구 [8]은 단층 신경망과 이중 기각 방법을 이용하여 인쇄체 숫자 및 영문자를 인식하는 방법을 제안함으로써 다층 신경망이 갖는 학습속도의 느림과 극소점에 빠지는 한계를 극복하였다. 또한 선행연구 [9]는 CombNET 신경망을 이용한 혼용 문서 인식 시스템의 구현하여 다중 크기, 다중 활자체, 다중 문자가 포함되어 있는 한글 문서 인식을 제안하였으며, 선행연구 [10]은 한글 찾기순 상위 990자를 대상으로 문자의 망특징 히스토그램 값을 이용하여 어트랙터를 구성하고, 어트랙터의 차원값을 구한 다음, 문자 자체의 Box-Counting Dimension을 함께 특징으로 사용하여 96.03%의 인식율을 보였다.

하지만 패턴인식의 많은 응용 분야에서는 인식율을 높이는 것보다는 오인식을 최소화 하는 것이 현실적이고 중요한 문제이다. 예를 들면 은행에서 이용

하는 지로용지나, 현금처럼 사용하는 수표 등과 같이 숫자를 주로 사용하는 곳에서는 빠르고 정확하게 숫자를 인식하여 결과를 알려주는 시스템이 요구된다.

이에 숫자 패턴을 인식함에 있어 오인식을 최소화하는 방법으로 결정론적 비선형 동역학 시스템을 연구하는 Chaos 이론을 패턴 인식에 도입하여 문자의 유사성으로 인한 혼동 문자에 대한 범위를 줄임으로써 고정도 숫자 인식 시스템을 구현하고자 한다.

## 3. 제안된 시스템의 특징 추출

본 연구에서는 먼저 입력영상으로부터 잡음제거, 정규화 등의 전처리 과정을 거친 후, 망, 투영, 교차거리 특징을 1 차로 추출한다. 다음으로 1 차 추출된 특징들을 시계열 데이터로 변환한 후, 숫자패턴에 대한 어트랙터를 생성한다.

### 3.1 제안된 시스템의 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[1,4,5] 에농 시스템은 log변환과 유사하게 임의의 상수인  $a$ ,  $b$  그리고 시작점인  $(x_0, y_0)$ 에 민감하게 반응한다. 다시 말해서 Chaos 이론의 특징인 초기조건에 민감한 의존성을 보여준다. 에농은 초기조건으로  $a=1.4$ ,  $b=0.3$  그리고  $(x_0, y_0) = (0, 0)$  으로 하였다. 에농 어트랙터 함수는 다음의 식(1)과 같다.

$$H(x_k, y_k) = (y_k + 1 - ax_k^2, bx_k),$$

$$k = 0, 1, 2, 3, \dots \dots \dots (1)$$

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 본 논문에서 제안된 수정된 예능 시스템을 이용하여 숫자 영상의 시계열 데이터와 어트랙터 재구성 예를 나타내었다.

$H'[x_k, y_k] = [y_k + 1 - a(x_k + cf_i)^2, b(x_k + cf_i)] \dots$  (2)  
 여기서,  $cf_i$  는 문자 영상(Character Feature)으로부터 1차 추출된 망, 투영, 교차거리 특징을 시계열 데이터로 변환한 값이며,  $k = 0, 1, 2, 3, \dots, n$  이다.

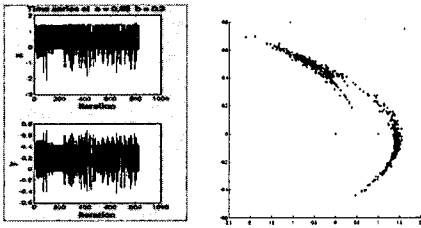


그림 1. 숫자 '0' 영상의 시계열과 어트랙터

### 3.2 프랙탈 차원 해석

프랙탈 차원은 시계열 신호에 대해서 재구성된 어트랙터의 기하학적 특징을 표현하며, 신호의 카오스적인 정도에 따라 그 값이 달라진다. 프랙탈 차원을 구하는 방법 중 Box-Counting Dimension은 상관 차원과 매우 유사하며, 비교적 간단한 계산 방법으로 프로그래밍이 쉬워 많이 사용된다.

#### (1) Box-Counting Dimension

Box-Counting Dimension을 구하기 위해서는 먼저 전체 어트랙터를 포함하는 사각형 영역을 정의하고 이 영역의 한 변을 1로 하고 축소율(Scaling factor)  $s$ 로 영역을 분할한 후, 어트랙터를 포함하고 있는 분할된 작은 영역들의 수를 헤아린다. 이렇게 어트랙터를 포함하는 분할 영역의 수를  $N(s)$ 라 하고, Box-Counting Dimension,  $D_1$  를 다음 식(3)으로부터 구한다.

$$D_1 = \lim_{s \rightarrow 0} \frac{\log N(s)}{\log 1/s} \dots \dots \dots (3)$$

#### (2) Natural Measure

앞서 구한 Box-Counting Dimension은 단지 어트랙터를 포함하고 있는 분할 영역의 수만을 카운팅하

로 어트랙터의 차원을 실제 반영한다고 보기는 어렵기 때문에 미세한 패턴을 분리하는 데 곧바로 적용하기에는 문제가 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.

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

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

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

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

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

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

여기서, N은 전체 분할된 영역을, n은 전체 어트랙터를 구성하는 화소의 수를 나타낸다.

#### (3) Information Bit & Dimension

Information Bit,  $I(s)$  는 Natural Measure로 부터 구해진 값을 이용하여 다음 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\_bit를 계산하고 이 값을 이용하여 Infor\_Dim,  $D_1$ 을 구하여 특징으로 사용한다.

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

$$D_1 = \lim_{s \rightarrow 0} \frac{I(s)}{\log_2 1/s} \dots \dots \dots (9)$$

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. [그림 2]에는  $s=1/8$ 일 경우의 숫자 '0'에 대한 각

```

0.021409 0.000000 0.000000 0.000000 0.000000 0.000000 0.000000 0.000000
0.000000 0.078344 0.235199 0.463513 0.045353 0.000000 0.000000 0.000000
0.000000 0.000000 0.000000 0.084309 0.460176 0.065859 0.029344 0.000000
0.000000 0.000000 0.000000 0.000000 0.000000 0.021409 0.117099 0.136738
0.000000 0.000000 0.000000 0.000000 0.000000 0.011941 0.180321 0.530354
0.000000 0.000000 0.000000 0.000000 0.000000 0.029944 0.117099 0.000000
0.000000 0.000000 0.000000 0.000000 0.000000 0.021409 0.000000 0.000000
0.000000 0.000000 0.000000 0.000000 0.000000 0.000000 0.000000 0.000000
    
```

영역별 Information Bit계산 결과를 나타내었다.

그림 2. Information Bit (숫자 '0')

#### 4. 실험 및 고찰

문서영상의 입력은 HP-6300를 이용하여 300DPI의 해상도로 입력하였으며, 기준 폰트는 Times New Roman 서체 크기는 10pt를 사용하였고, 실험용 데이터로는 Times New Roman, 서체 크기 10pt와 12pt, 14pt등으로 작성된 문서를 직접 스캐닝 하여 실험하였다. [그림 3]에는 숫자 '8'에 대한 프랙탈 차원 시뮬레이션 과정을 나타내었다.

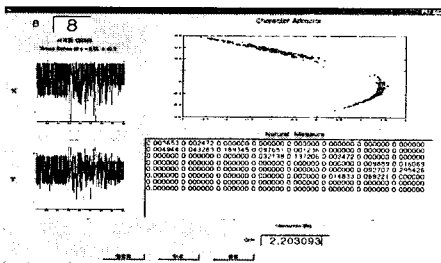


그림 3. 프랙탈 차원 시뮬레이션 과정

#### 5. 결론

본 논문에서는 미세한 차이를 식별하는 카오스 이론 바탕으로, 숫자 10 자에 대한 시계열 데이터의 혼도도를 분석하기 위해, 각각의 문자 어트랙터를 구성한 후, 프랙탈 차원을 나타내는 Natural Measure, nformation Bit 등을 구하여 숫자 특징을 추출하는

새로운 알고리즘을 제시하였다.

향후 연구과제로는 잡영이 가해진 영상으로부터 신뢰성 있는 차원을 계산하는 강건한 차원 계산 방법에 대한 연구가 필요하다.

#### [참고문헌]

- [1] H. O. Peitgen, H. Jurgens, D. Saupe, 'Chaos and Fractals: New Frontiers of Science', Springer-Verlag, 1992.
- [2] K. Aihara, "Automatic Learning in Chaotic Neural Networks," 전자정보통신학회논문지-A (JPN), Vol. J78-A, No. 6, pp.686-691,1995.
- [3] 박배식, "카오스란 무엇인가", 범양사, 1995.
- [4] 한명수, "카오스와 프랙탈", 전파과학사, 1993
- [5] 정호선, 여진경, "뇌와 카오스" Ohm사, 1994.
- [6] T.Yamada, "카오스 해석법", 일본 fuzzy 학회지, 10권 5호, pp827-835, 1998.
- [7] T.Yamada, et al "확률공명 네트워크에 의한시계열 재구성", 일본전자정보통신학회기술연보, NPL98-96(582), pp1-5, 1999.
- [8] 임준호, 채수익, "단층 신경망과 이중 기각 방법을 이용한 문자인식", 전자공학회논문지, 제32권 B편 3호, pp.522-532, 1995.
- [9] 손영우, 최재혁, 남궁재찬, "CombNET 신경망을 이용한 혼용 문서 인식 시스템의 구현" 한국통신학회논문지, 제21권12호, pp.3265-3276, 1996.
- [10] 손영우, 남궁재찬, "프랙탈 차원과 어트랙터를 이용한 한글 혼용 문자 인식에 관한 연구". 정보처리학회논문지, 6권7호, pp.1825-1831, 1999.
- [11] N. Honma, T. Kamauchi, K. Abe, "生物學的 認識 原理를 가진 文字 認識 神經網", 計測自動制御論文集(日本), Vol. 35, No. 4, pp. 568-573, 1999.