

# 프랙탈 차원과 수정된 에농 어트랙터를 이용한 인쇄체 숫자인식

손 영 우<sup>†</sup>

## 요 약

본 논문은 카오스 이론의 프랙탈 차원과 수정된 에농 어트랙터를 이용하여 인쇄체 숫자를 인식하는 새로운 방법을 제안한다. 먼저 숫자 영상으로부터 망 특징, 투영 특징, 교차거리 특징을 1차 구한 후, 이 특징들을 시계열 데이터로 변환한다. 그리고 본 논문에서 제안한 수정된 에농 시스템을 이용하여 프랙탈 차원을 나타내는 자연 척도 및 정보 비트값을 구한다. 마지막으로 표준패턴 데이터베이스와 비교하여, 최소 거리값을 이용하여 숫자 인식을 행한다. 실험 결과 10가지 숫자에 대하여 100%의 분류율을 나타내었고, 또한 실제 문서를 대상으로 실험한 결과 90%의 인식률과 초당 26자의 인식속도를 보임으로써 제안된 방법의 유효성을 보였다.

## Printed Numeric Character Recognition using Fractal Dimension and Modified Henon Attractor

Shon, YoungWoo<sup>†</sup>

### ABSTRACT

This paper propose the new method witch is adopted in extracting character features and recognizing numeric characters using fractal dimension and modified Henon Attractor of the Chaos Theory. Firstly, it gets features of mesh feature, projection feature and cross distance feature from numeric character images. And their feature is converted into time series data. Then using the modified Henon system suggested in this paper, it gets last features of numeric character image after calculating Natural Measure and information bit which are meant fractal dimension. Finally, numeric character recognition is performed by statistically finding out the each information bit showing the minimum difference against the normalized pattern database. An Experimental result shows 100% character classification rates for 10 digits and 90% of recognition rates in real situation and the recognition speed was 26 characters per second.

**Key words:** 프랙탈 차원, 에농 어트랙트, 인쇄체 숫자 인식, 카오스 공학, 영상 처리

### 1. 서 론

카오스(Chaos)란 말의 어원은 원래 무질서 또는 혼돈을 뜻하는 고대 그리스어로부터 유래 하였지만, 1975년 미국 Maryland 대학의 수학자인 James York 가 명명한 이래로 현대과학에서는 질서가 내재한 무

질서 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 카오스를 결정론적 비선형 동역학 시스템으로부터 생성되는 복잡하고 잡음과 같은 현상을 말하며, 여러 분야에서 말하고 있는 카오스 또는 카오스 공학은 불규칙한 천이 현상에 중점을 둔 의미로 쓰인다 [1-3].

최근 들어 자연계에 존재하는 복잡한 현상을 이해

접수일 : 2002년 10월 18일, 완료일 : 2002년 11월 14일  
이 논문은 2002학년도 김포대학의 연구비 지원에 의하여 연구되었음.

<sup>†</sup> 중신회원, 김포대학 컴퓨터계열

하기 위해서, 과학의 여러 분야 연구자들은 카오스라고 하는 새로운 개념을 도입하게 되었다. 지난 10여년 동안 카오스 현상을 정량화하고 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. 카오스 이론의 공학적 응용 분야로는 신호처리 분야인 비선형 잡음제거 및 필터, 패턴인식, 음성비화 시스템, 주가지수나 경제지표의 변동 분석 및 추론 등에 응용되고 있다[3-5].

카오스를 이용한 해석은 대상신호가 갖는 고유의 성질을 시계열 데이터로 하여 시스템의 상태공간 내에 내재한 특성을 평가할 수 있다. 따라서 본 논문에서는 미세한 차이를 고감도 식별할 수 있는 카오스 이론을 패턴인식 분야에 응용한다. 먼저, 숫자영상의 특징정보들을 시계열 데이터로 변환한 후, 본 논문에서 제안한 수정된 에농 시스템으로부터 숫자 어트랙터를 재구성하고, 숫자 어트랙터의 특성분석을 위해 프랙탈 차원 특징을 나타내는 정보 차원값을 이용하여 숫자를 인식하는 새로운 알고리즘을 제안하였다.

## 2. 관련 연구

문자인식 기술은 스캐너로 입력된 문서영상으로부터 각종 문자정보를 분리, 인식하는 수단을 제공함으로써, 수작업에 의존하던 자료입력 방식을 자동화할 수 있다. 따라서 한글, 한자, 영어 등의 문자인식에 관한 많은 연구가 있었으며, 신문이나 잡지 보고서 등의 복잡한 문서를 인식하기 위한 연구도 활발히 진행되고 있다[6-14].

문자인식에 관한 선행연구로는 신경망과 퍼지이론을 이용한 연구가 그 동안 진행되어 많은 성과를 얻고 있다. 선행연구[6]는 단층신경망과 이중 기각 방법을 이용하여 인쇄체 숫자 및 영문자를 인식하는 방법을 제안함으로써 다층 신경망이 갖는 학습속도의 느림과 극소점에 빠지는 한계를 극복하였으며, 선행연구[7]는 문자패턴에 대해 4종류의 영역 투영 윤곽선을 추출한 후, 다양한 변화를 내포하고 있는 입력 패턴을 확률적으로 모델링 할 수 있는 HMM모형을 이용하여 필기체 한글을 인식하였다. 선행연구[8]은 CombNET 신경망을 이용한 혼용 문서 인식 시스템의 구현하여 다중 크기, 다중 활자체, 다자중

문자가 포함되어 있는 한글 문서 인식기를 제안하였다. 선행연구[9]는 혼동 숫자쌍에 대한 구조적 특징을 비교 분석하여 판단하는 일대일 검증기를 구현하여 무제한 필기 숫자를 인식하였고, 선행연구[10]은 숫자 인식을 위해 구조적인 면을 강조하고 모듈러 설계와 파이프라인 연결이라는 두개의 구조적 설계를 제안하였다.

한편 카오스 이론을 이용한 선행연구[11]은 한글 찾기순 상위 990자를 대상으로 문자의 망특징 히스토그램 값을 이용하여 어트랙터를 구성하고, 어트랙터의 차원값을 구한 다음, 문자 자체의 Box-Counting Dimension을 함께 특징으로 사용하였으나, Box-Counting Dimension은 단지 어트랙터를 포함하고 있는 분할 영역의 수만을 카운팅하므로 어트랙터의 차원을 실제 반영한다고 보기는 어렵기 때문에 미세한 패턴을 분리하는 데 곧바로 적용하기에는 문제가 있다고 본다.

따라서 본 논문에서는 이러한 문제점을 극복하기 위해서 미세한 차이를 고감도 식별할 수 있는 카오스 이론의 프랙탈 차원과 본 논문에서 제안된 수정된 에농 시스템에서 발생하는 스트레인지 어트랙터를 이용하여 특징을 추출하여 숫자 인식에 적용하는 새로운 방법을 제안함으로써, 문자 유사성에 의해 오인식되는 혼동 숫자의 어트랙터로부터 카오스적 혼동도를 정량적으로 분석할 수 있는 정보 비트를 계산하여 숫자 영상을 인식하는 숫자인식 시스템을 구현한다.

## 3. 제안된 숫자인식 시스템

### 3.1 제안된 숫자인식 시스템의 구성

본 연구에서는 먼저 입력영상으로부터 잡음제거, 정규화 등의 전처리 과정을 거친 후, 망, 투영, 교차거리 특징을 1차로 추출한다. 다음으로 1차 추출된 특징들을 시계열 데이터로 변환한 후, 숫자패턴에 대한 어트랙터를 생성한다. 최종적으로 재구성된 문자 어트랙터의 정량적 특징으로 프랙탈 차원값을 구해 이를 숫자인식에 이용하였다. 인식대상은 인쇄체 숫자 0에서 9까지 총 10자를 실험대상으로 삼는다. 그림 1에는 제안된 문자인식 시스템의 구성도를 나타내었다.

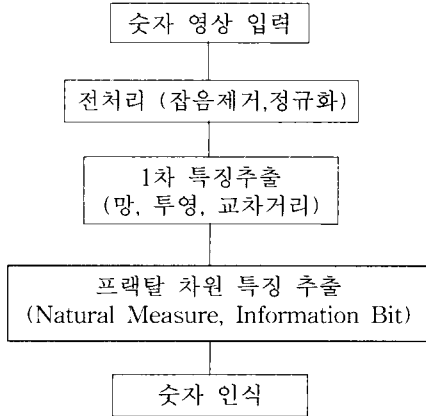


그림 1. 제안된 숫자인식 시스템의 구성도

### 3.2 스트레인지 어트랙터

스트레인지 어트랙터(strange attractor)는 현대 과학의 가장 강력한 창작물 중에 하나인 위상공간에 존재한다. 위상공간은 기계적이건 유동적이건 간에 움직이는 물체의 계로부터 본질적인 모든 정보를 추상화 하여 숫자를 그림으로 바꾼다. 어느 한 순간의 동역학 계에 대한 모든 정보는 위상공간의 한 점으로 나타난다. 그 점이 그 순간의 동역학 계이다. 그러나 바로 다음 순간에 그 계가 살짝 변하여 그 점도 움직이게 된다. 따라서 시간이 지남에 따라 변화하여 가는 계의 역사는 위상공간 내에서 궤도를 그리며 움직이는 점으로 나타낼 수 있다. 과도 상태 경과 후 시스템의 정상 상태를 나타내는 점의 움직임인 계의 끌개(attractor)의 궤적을 그려서, 그 궤적의 형태나 각각의 숫자나 시간 파형을 봄으로써 알아보기 힘든 시스템의 전체적인 기하학적 특징과 규칙성을 찾을 수 있다[1,3,5].

이러한 어트랙터는 평형점(fixed point), 주기 어트랙터(periodic attractor), 준주기 어트랙터(quasi-periodic attractor) 및 카오스 혹은 스트레인지 어트랙터(strange attractor)로서 관측할 수 있으며, 이들의 분류는 리아프노프 지수(Lyapunov exponents)에 의해서 행해진다. 표 1에는 어트랙터에 대한 분류를 나타내었다.

### 3.3 제안된 시스템의 어트랙터 추출 모델

에농 어트랙터는 로렌츠 시스템의 동역학계(Dynamic System)를 단순화한 모델로 부메랑과 같

표 1. 어트랙터의 분류

종류	상태공간	시스템 상태	어트랙터 구조	차원
평형점		평형 상태	1점	0
주기 attractor		주기 진동 상태	폐곡선 (R/Z)	1
준주기 attractor		준주기 진동 상태	$R^k/Z^k$ (k는 2이상의 자연수)	k
strange attractor		chaos	Fractal 구조	비정수

은 모양을 하고 있다. 에농 시스템은 1차원의 동역학계에서 2차원적인 변환에 의해 고차원의 스트레인지 어트랙터를 이끌어 낸다. 2차원에서 발생하는 에농 시스템의 팽창과 수축(Stretch-and-Fold) 작용은 x와 y의 2차원 좌표로 표현할 수 있다. 그러므로 에농 시스템의 변환 함수는 평면에서 발생하는 어떤 변환(Affine Transformation)과 유사하게 동작한다[1, 2,5]. 에농 시스템은 log 변환과 유사하게 임의의 상수인 a, b 그리고 시작점인  $(x_0, y_0)$ 에 민감하게 반응한다. 다시 말해서 카오스 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.

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

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 2에는 본 논문에서 제안된 수정된 에농 시스템을 이용하여 숫자 영상의 시계열 데이터와 어트랙터 재구성 예를 나타내었다.

$$H[x_k, y_k] = [y_k + 1 - a(x_k + cf_i)^2, b(x_k + cf_i)] \quad (2)$$

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.

3.4 프랙탈 차원 해석

재구성된 문자 어트랙터로부터, 카오스 특성을 정량적으로 평가하기 위해 프랙탈(fractal) 차원을 구한다. 프랙탈 차원은 카오스 이론에서 매우 중요한 의미를 가지며, 이러한 차원은 명확히 정의할 수 없는 성질, 즉 어떤 물체의 거칠음 정도 혹은 불규칙한 정도를 나타낸다.

이처럼 프랙탈 차원은 시계열 신호에 대해서 재구성된 어트랙터의 기하학적 특징을 표현하며, 신호의 카오스적인 정도에 따라 그 값이 달라진다. 프랙탈 차원을 구하는 방법 중 박스 카운팅 차원은 상관 차원(Correlation Dimension)과 매우 유사하며, 비교적 간단한 계산 방법으로 프로그래밍이 쉬워 많이 사용된다.

(1) 박스 카운팅 차원(Box-Counting Dimension)

박스 카운팅 차원을 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, 박스 카운팅 차원  $D_f$ 를 다음 식(3)으로부터 구한다.

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

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

(2) 자연 척도(Natural Measure)

앞서 구한 박스 카운팅 차원은 단지 어트랙터를 포함하고 있는 분할 영역의 수만을 카운팅하므로

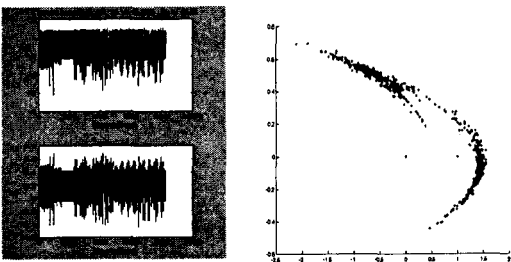


그림 2. 숫자 '0' 영상의 시계열과 어트랙터

어트랙터의 차원을 실제 반영한다고 보기는 어렵기 때문에 미세한 패턴을 분리하는 데 곧바로 적용하기에는 문제가 있다. 즉 분할된 영역이 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 자연 척도,  $\mu(B)$  라고 하며, 다음의 식(4)로부터 구한다.

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

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

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

그리고  $\sum_{k=0}^n I_B(x_k, y_k)$ 는 전체 어트랙터를 구성하는 영역 중 분할영역  $B$ 에 포함되어 있는 궤도의 수를 나타낸다. 본 논문에서는 다음의 식 (6)을 이용해서 자연 척도를 구하였다.

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

여기서,  $N$ 은 전체 분할된 영역을,  $n$ 은 전체 어트랙터를 구성하는 화소의 수를 나타낸다. 그림 3에는 숫자 '0'에 대한 자연 척도 계산결과를 나타내었다.

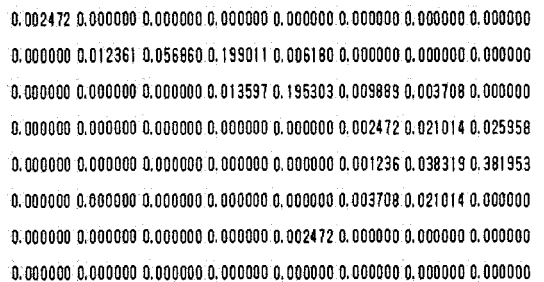


그림 3. 자연 척도 계산결과 (숫자 '0')

(3) 정보 비트와 차원 (Information Bit & Dimension)

정보 비트,  $I(s)$  는 자연 척도로 부터 구해진 값을 이용하여 다음 식(7)로부터 구한다.

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

본 논문에서는 다음의 식(8)를 이용하여 정보 비트를 계산하고 이 값을 이용하여 정보 차원,  $D_I$ 을 구하여 특징으로 사용한다.

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

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

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 4에는  $s=1/8$ 일 경우의 숫자 0에 대한 각 영역별 정보 비트의 계산결과를 나타내었다. 시뮬레이션 결과, 숫자 0의 경우  $s = 1/8$ 일 때  $I(s) = 3.403446$ 로 나타났다.

### 3.5 인식기의 구성

숫자 패턴은 0에서 9까지의 총 10개 패턴을 비교하는 경우이므로 입력 패턴의 정보 비트의 값과 표준 패턴 정보 비트의 값을 거리값이 가장 작은 후보 숫자를 선택한 후 이를 최종 입력 숫자로 인식한다.

입력 패턴과 표준 패턴사이의 거리  $D(k)$ 는 다음과 같이 정의 된다.

```

0.021409 0.000000 0.000000 0.000000 0.000000 0.000000 0.000000 0.000000
0.000000 0.378344 0.235199 0.463513 0.045353 0.000000 0.000000 0.000000
0.000000 0.300000 0.000000 0.084309 0.460176 0.065859 0.029944 0.000000
0.000000 0.300000 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 0.021409 0.000000 0.000000 0.000000
0.000000 0.000000 0.000000 0.000000 0.000000 0.000000 0.000000 0.000000
    
```

그림 4. 정보 비트 계산결과 (숫자 '0')

$$D(k) = |Cr - Ci| \quad (10)$$

여기서,  $Cr$ 은 표준 패턴의 특징값이며,  $Ci$ 는 입력 패턴의 특징값이다.

## 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, 신명조(아래아 한글),바탕체(MicroSoft)를 사용하였고, 서체 크기는 10pt와 12pt, 14pt등으로 작성된 문서를 직접 스캐닝 하여 실험하였다.

### 4.1 숫자 분류에 적합한 최적 S값 설정

재구성된 숫자 어트랙터의 프랙탈 차원값은 자연 척도의 크기 축소율 ( $s$ ) 값에 따라 달리 나타난다. 실험에서는 숫자 0에서 9까지 총 10자에 대한 최적의 숫자 영상을 반영하는 특징값을 구하기 위하여, 재구성된 숫자 어트랙터로부터 축소율( $s$ ) 값을 1/4, 1/8, 1/16로 차례로 설정한 후, 축소율( $s$ ) 값의 변화에 따른 숫자 영상의 프랙탈 차원의 변동폭을 조사한다.  $s$ 값의 변화에 따른 각각의 자연 척도와 정보 비트 등을 차례로 구한 후, 이를 비교 분석하여 최적의  $s$ 값을 구하였다.

실험 결과, 축소율 ( $s$ )을 1/4 로 하여 전체 어트랙터를 4\*4(총16개) 셀로 분할한 경우에는 그림 5에 나타낸 바와 같이 축소율  $s$ 의 크기를 너무 크게 설정함으로써, 표 2에 나타낸 바와 같이 정보 비트값의 분포

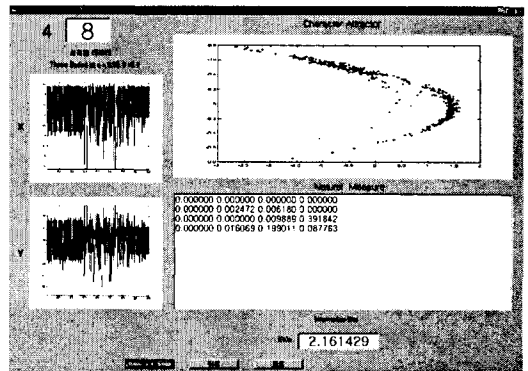


그림 5.  $s = 1/4$ 일 때의 프랙탈 차원 계산 결과

표 2.  $s = 1/4$  일 때의 정보 비트

숫자	정보 비트
0	1.992004
1	2.087819
2	2.207801
3	2.168072
4	2.262720
5	2.267304
6	2.217408
7	2.033121
8	2.161429
9	2.192208

는 1.992004(숫자 0)~2.267304(숫자 5)로 개별 숫자 어트랙터의 특징을 제대로 반영한다고 볼 수 없었다.

반대로 축소율 ( $s$ )을 1/16로 하여 전체 어트랙터를 16\*16(총256개) 셀로 분할한 경우에는 그림 6에

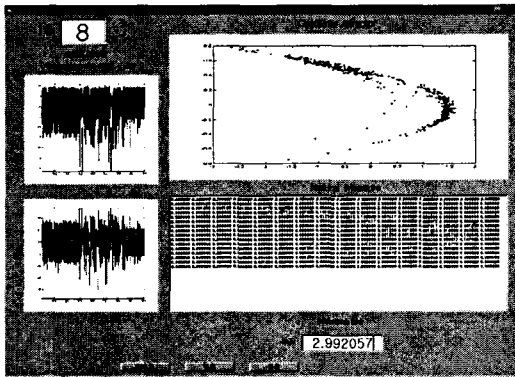


그림 6.  $s = 1/16$ 일 때의 프랙탈 차원 계산 결과

표 3.  $s = 1/16$ 일 때의 정보 비트

숫자	정보 비트
0	3.580347
1	3.933834
2	4.076554
3	4.079448
4	4.071446
5	4.095733
6	4.061283
7	3.674944
8	3.997186
9	4.072033

나타낸 바와 같이 상대적으로 축소율  $s$ 의 크기를 너무 작게 설정함으로써, 표 3에 나타낸 바와 같이 정보 비트값의 분포는 3.580347 (숫자 0)~4.095733 (숫자 5)로 개별 숫자 어트랙터의 특성 변화에 너무 민감하게 반응하였다.

따라서 그림 7에 나타낸 바와 같이 축소율 ( $s$ )을 1/8 로 하여 전체 어트랙터를 8\*8(총64개) 셀로 분할하여 실험한 결과, 표 4에 나타낸 바와 같이 정보 비트값의 분포는 1.638277 (숫자 1)~2.352678 (숫자 9)로  $s=1/4$ 의 경우와는 달리 문자의 특징 정보를 잃어버리지도 않고, 그렇다고  $s=1/16$ 의 경우와 같이 너무 민감하지도 않아, 문자 고유의 특징을 가장 잘 반영한다고 판단되어, 결론적으로, 문자 어트랙터의 특징 추출을 위한 박스 분할의 크기는  $s=1/8$ 로 설정하는 것이 가장 적합하다고 판단되었다. 그림 7에는 숫자 8에 대한 프랙탈 차원의 계산 결과를, 표 4에는 표준 패턴의 정보 비트값을 나타내었다.

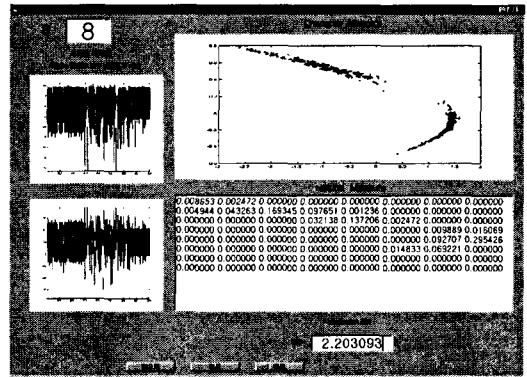


그림 7. 프랙탈 차원 시뮬레이터 ( $s=1/8$ 일 때)

표 4. 표준 패턴의 정보 비트 ( $s=1/8$ 일 때)

숫자	Information Bit
0	2.097793
1	1.638277
2	2.326145
3	2.165347
4	2.240049
5	2.342535
6	2.229590
7	2.250185
8	2.203093
9	2.352678

#### 4.2 실험 결과 및 고찰

실제 문서에 대한 본 인식 시스템의 인식률을 알아보기 위하여 그림 8에 나타난 문서 영상에 대해 인식 실험을 행하였으며, 그림 9에는 개별 문자 추출 및 인식 결과를 나타내었다.

여기서 오인식된 결과를 살펴보면 6이 8로 오인식되었는데, 이는 표준 패턴 8의 정보 비트= 2.203093인데 반해, 입력 패턴의 정보 비트= 2.210553으로 나타남에 따라 오인식이 발생하였다. 실험에서는 Times New Roman, 신명조(아래아 한글), 바탕체(MicroSoft)를 사용하였고, 서체 크기는 10pt와 12pt, 14pt등으로 작성된 문서를 직접 스캐닝 하여 실험한 결과 90%의 인식률을 얻었다.

0 1 2 3 4 5 6 7 8 9

그림 8. 실제 문서의 영상

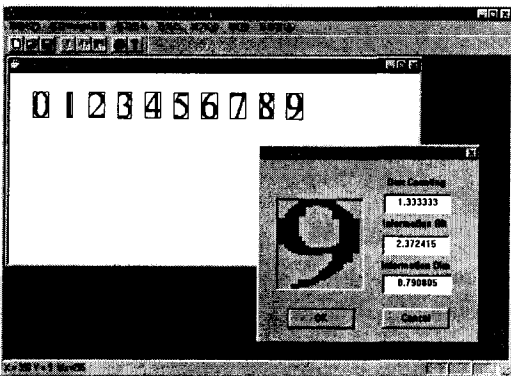


그림 9. 개별 문자 추출 및 인식과정

### 5. 결론

본 논문에서는 미세한 차이를 식별하는 카오스 이론의 프랙탈 차원과 스트레인지 어트랙터를 생성하는 수정된 에농 시스템을 이용하여, 인쇄체 10가지 숫자에 대한 시계열 데이터의 혼도도를 분석하기 위해, 각각의 문자 어트랙터를 구성한 후, 프랙탈 차원을 나타내는 자연 척도, 정보 비트 등을 구하여 숫자 특징을 추출하는 새로운 알고리즘을 제시하였다.

실험결과 인쇄체 10가지 숫자에 대하여 100%의 분류율을 나타내었으며, 또한 실제 문서를 대상으로 실험한 결과 90%의 인식률을 보였고, 1초에 26자 정

도의 인식 속도를 보임으로써 제안된 방법의 유효성을 보였다.

향후연구 과제로는 잡영이 가해진 영상으로부터 신뢰성 있는 차원을 계산하는 강건한 차원 계산 방법에 대한 연구와 인식 대상의 문자의 범위와 종류를 늘려야 한다. 또한, 보다 다양한 필기체 문자에 대해서도 응용 가능한 특징추출 방법을 개발하여 카오스 이론의 프랙탈 차원 및 스트레인지 어트랙터를 적용할 수 있는 연구가 필요하다.

### 참고 문헌

- [1] H. O. Peitgen, H. Jurgens, D. Saupe, 'Chaos and Fractals: New Frontiers of Science', Springer-Verlag, 1992.
- [2] E.dward Ott, 'Chaos in Dynamical Systems', Cambridge, 1993.
- [3] 박배식, "카오스란 무엇인가", 범양사, 1995.
- [4] 한명수, "카오스와 프랙탈", 전파과학사, 1993.
- [5] T.Yamada, "카오스 해석법", 일본 fuzzy 학회지, 10권 5호, pp827-835, 1998.
- [6] 임준호, 채수익, "단층 신경망과 이중 기각 방법을 이용한 문자인식", 전자공학회논문지, 제32권 B편 3호, pp.522-532, 1995.
- [7] 박희선, 이성환, "은닉 마르코프 모델을 이용한 필기체 한글의 오프라인 인식", 정보과학회논문지, 제20권 제6호, pp.890-902, 1993.
- [8] 손영우, 최재혁, 남궁재찬, "CombNET 신경망을 이용한 혼용 문서 인식 시스템의 구현", 한국통신학회논문지, 제21권 12호, pp.3265-3276, 1996.
- [9] 김원우, 백종현, 이관용, 변혜란, 이일병, "구조적 특징 분석기를 이용한 무제약 필기 숫자 인식기의 결합", 인지과학논문집, 제7권1호, pp.37-56, 1996.
- [10] 오일석, 최순만, 홍기천, 이진선 "모듈러 설계 및 파이프라인 연결에 기반한 무제약 필기 숫자의 인식", 인지과학논문집, 제7권1호, pp.75-84, 1996.
- [11] 손영우, 남궁재찬, "프랙탈 차원과 어트랙터를 이용한 한글 혼용 문자 인식에 관한 연구". 정보처리학회논문지, 6권7호, pp.1825-1831, 1999.

- [12] 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.
- [13] 김두식, 이성환, “계층적 신경망 분류기를 이용한 다양한 언어, 활자체 및 크기의 대용량 문자 인식”, 한국정보과학회논문지, 제25권 5호, pp. 792-801, 1998.
- [14] J. Kamruzzaman, Y. Kumagai, H. Hikita, “Robust performance using cascaded artificial neural network architecture”, IEEICE Trans. Fundamentals, vol E76-A, no.6, pp.1023-1030, June, 1993.



손 영 우

1981년 광운대학교 전자공학과 (공학사)  
 1983년 광운대학교 대학원 전자 공학과(석사)  
 2000년 광운대학교 대학원 컴퓨터공학과(박사)  
 1998년 현재 김포대학 컴퓨터계

열 조교수

관심분야 : 영상처리, Chaos 이론, 멀티미디어

교신저자

손 영 우 (139-923) 서울시 노원구 중계1동 양지대림  
 아파트 207동 1203호