

프랙탈 차원과 어트랙트를 이용한 한글 혼동 문자 인식에 관한 연구

손 영 우[†] · 남궁 재 찬^{††}

요 약

카오스 이론의 프랙탈 차원과 어트랙터를 이용하여 특징을 추출하여 문자인식에 적용하는 새로운 방법을 제안함으로써 기존의 혼동문자에 의한 오인식 비율을 줄이고자 하였다. 먼저 인식기에 부담을 줄이기 위해서 각 문자에 대해 특징을 조사하여 분류를 행한다. 분류된 문자에 대해 각 문자에 해당하는 Box-counting dimension, Natural Measure, Information dimension을 구하여 특징을 추출하여 인식하였다. 또한 문자의 히스토그램의 값을 이용하여 어트랙터를 구성하고 어트랙터에서 차원 값을 구한 다음 문자 자체의 차원 값과 함께 특징으로 사용하여 인식하였다.

실험결과 전체적인 인식율의 평균은 학습 데이터에 대해서는 평균 96.03%, 미학습 데이터에 대해서는 91.74%를 나타내어 제안된 방법의 유효성을 보였다.

A Study on the Hangeul Confusion Character Recognition Using Fractal Dimensions and Attractors

Young-Woo Son[†] · Jae-Chan Namkung^{††}

ABSTRACT

In this paper, to reduce misrecognized characters, we propose the new method that extract features from character to apply to the character recognition using fractal dimensions and attractors. Firstly, to reduce the load of recognizer we classify the characters. For the classified character, we extract the features for Box-counting dimensions, Natural Measures, Information dimensions then recognize characters. With histogram, we generate attractors and calculate dimensions from attractors. Then we recognize characters with dimensions of characters and attractors. An experimental result that the overall recognition rates for the training data and testing data are 96.03% and 91.74% respectively. This result shows the effectiveness of proposed method.

1. 서 론

오늘날 급증하는 인쇄매체 정보를 전산화하기 위해서는 작성된 문서를 컴퓨터에 자동으로 입력할 수 있는 문자인식 기술이 요구된다. 이에 최근 인간의 두뇌

신경 조직을 모델화 한 신경망을 사용한 문자 인식에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다. 신경망은 프로그램러가 문제 해결에 대한 정확한 지식을 갖지 못한 경우에도 그 자체의 적응 능력으로 적절한 알고리즘을 생성해 낼 수 있다는 잠재력 때문에 처리 메카니즘이 분명하지 않은 문자인식 분야에서 크게 각광을 받고 있다[2-5]. 하지만 한글은 비교적 적은 수의 기본 자모가 서로 결합하여 문자를 만들기 때문에 문자간에 유

† 정 회 원 : 김포대학 멀티미디어과 교수
†† 중신회원 : 광운대학교 컴퓨터공학과 교수
논문접수 : 1998년 10월 19일, 심사완료 : 1999년 5월 12일

사성이 커서, 영문자에 비해 한글 문자인식에는 어려운 점이 많다. 이러한 유사성이 큰 문자는 오인식을 발생시키는 혼동문자로서 기존에는 이를 주로 후처리 방법을 이용 해결하고 있다[7,9]. 하지만 보다 나은 특징을 추출하는 방법을 사용할 경우 이러한 혼동문자에 대한 범위를 줄임으로써 높은 수준의 인식율을 나타내는 문자 인식기의 개발이 가능하리라 본다.

따라서 본 연구에서는 카오스 이론에서 혼돈신호를 구분해 내는 프랙탈 차원과 혼돈신호를 여러 개의 주기를 가진 신호에 잡음이 첨가된 신호와 구별하기 위해 사용되는 어트랙터를 이용하여 한글에 대한 특징을 추출하는 새로운 알고리즘을 제시함으로써 기존의 특징 추출방법에서 발생하는 오인식 문자의 비율을 줄이기 위한 방법을 제시하였다. 신경망에서 학습되어질 특징들을 Box-Counting Dimension, Natural Measure 그리고 Information Dimension을 이용하여 특징추출을 하였으며, 또한 투영 값을 이용하여 어트랙터를 구하고 어트랙터에 대한 프랙탈 차원을 구하여 신경망의 대표적인 학습방법인 역전파 학습 알고리즘(Back-Propagation)을 이용하여 학습한 후 인식하였다.

본 논문의 2장에서는 한글 인식기의 구성을, 3장에서는 문자로부터 신경망에 적용될 특징을 추출하는 방법, 4장에서는 신경망을 이용하여 인식한 결과를 평가하고 분석하며, 5장에서는 결론과 향후 연구방향을 제시한다.

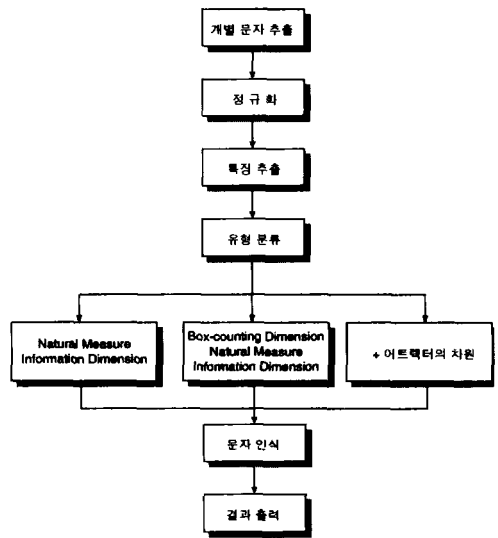
2. 한글 인식기의 구성

한글 문자인식 방법은 크게 인식대상 문자의 모든 영상정보를 이용하여 문자 인식을 수행하는 방법[2]과 인식대상 문자를 가장 잘 기술할 수 있는 특징을 나타내는 정보, 즉 특징을 추출하여 인식을 하는 방법[3-6, 11]이 있다. 모든 영상정보를 문자인식에 이용하는 방법은 최적특징 설계를 위한 노력과 특징추출로 인하여 문자 고유의 성질을 잃어버리는 상황을 피할 수 있어 비교적 안정된 인식률을 얻을 수 있으나 이 경우 문자를 이루는 영상정보와 인식대상의 패턴 수가 많은 한글인식에서는 인식 수행을 위한 계산량이 많아지고 인식 시스템의 규모가 커져 실용적인 문자 인식 시스템 구현에 어려움이 존재한다. 또한, 특징기반의 문자인식 방법은 특정 특징의 선택에 따라 전체 인식률이 크게 좌우되므로 잘못 선택된 특징은 그 패턴에 대하여 충

분한 정보를 포함하지 못하여 인식률이 저하된다. 따라서 문자영상의 특징 선택은 특징기반의 문자인식 시스템 개발을 위한 중요한 문제가 된다[6,8].

본 연구에서는 카오스 이론에서 중요하고 상당 부분을 차지하는 프랙탈 차원과 어트랙터를 이용하여 특징을 추출하였다[1,10]. 인식에 이용되는 특징벡터는 문자의 성질을 잘 나타내는 프랙탈 차원을 이용하여 구하였으며 카오스 이론의 어트랙터에 적합하도록 투영특징을 이용하여 특징값을 구한 다음 어트랙터를 생성하여 어트랙터에 대한 차원 값을 문자에 대한 프랙탈 차원과 함께 인식에 이용하였다. 학습 및 인식 문자로는 제안된 특징추출 방법이 유효한지를 입증하기 위해 기존 연구방법[7,9]에서 나타나는 혼동문자를 대상으로 하였다.

(그림 1)에는 제안된 한글 인식기의 흐름도를 나타내었다. 입력된 문서는 전처리 과정으로 잡음 제거, 기울기 보정, 개별 문자 추출, 정규화, 유형분류 과정을 거친다.



(그림 1) 제안된 한글 문자 인식기의 흐름도

2.1 개별 문자 추출

학습 데이터를 추출을 위해서 입력 문서에 대해서 개별 문자를 추출한다. 전체 문서에 대해서 가로와 세로축으로 투영(profile)을 한 다음 투영값에 따라 문자열을 추출한 다음 각각의 개별 문자를 추출한다. 본

연구에서는 홍성봉이 제안한 방법을 이용하여 개별 문자를 추출하였다[11].

2.2 정규화와 형식 분리

문자의 특징추출 전단계로써 다양한 문자의 종류와 크기에 적용할 수 있도록 하기 위해 개별 추출된 문자를 정규화 하여야 한다. 입력된 문자 영상을 32×32 크기의 영상 데이터로 정규화 시킨다.

정규화 방법은 일반적으로 선형 정규화 방법과 비선형 정규화 방법을 고려할 수 있는데 비선형 정규화 방법은 문자 영상의 변형을 방지하는 장점이 있으나 알고리즘이 매우 복잡하므로 처리 시간이 많이 소요된다. 그리고, 기존의 선형 정규화 방법은 문자 영상 크기를 축소할 경우 획의 두께가 얇은 획들은 삭제되거나, 반대로 두꺼운 획을 갖는 복잡한 문자의 경우에는 인접한 획들이 서로 붙어서 문자의 특징을 정확하게 추출할 수 없는 단점이 있다. 따라서 본 연구에서는 개선된 선형 정규화 방법[7]을 이용하여 안정된 정규화 패턴을 얻었다.

형식분류 신경망에 의한 형식의 인식은 각 형식을 대표하는 출력노드를 설정해 놓고 한 문자의 특징벡터를 입력하였을 때 가장 큰 출력을 내는 노드에 의해 대표되는 형식을 그 문자의 형식으로 인식하였다.

3. 문자의 특징 추출

문자 영상 자체를 문자의 특징으로 사용하면 기억 용량과 계산량이 많아지므로 문자의 특성을 잘 표현할 수 있는 특징을 추출하여 입력 패턴으로 사용하여야 한다. 본 장에서는 기존의 망 특징 방법과 카오스 이론을 적용한 특징 추출 방법에 대해 기술한다.

3.1 망 특징

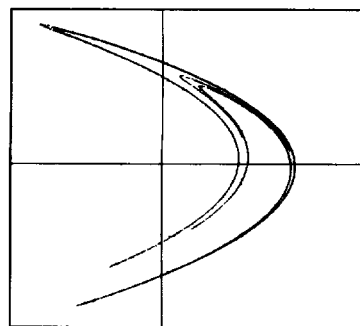
망 특징은 문자 영상을 수직과 수평축을 일정한 비율로 분할하여 N×M개의 부 영역으로 나눈 뒤 각 영역 안의 흑 화소 밀도를 나타내는 특징이다. 기존 연구에서는 32×32의 정규화 데이터에 대하여 8×8 크기의 영역으로 분할하여 전체 16차원의 값을 얻은 후에, 하나의 메쉬 내에 존재할 수 있는 총화소 수인 64로 나누어 얻은 0과 1사이의 값을 특징으로 한다. 이와 같은 망 특징방법은 부분적인 영상 해석에 적합하다[14].

3.2 제안된 특징추출법

본 논문에서는 카오스 이론에서 중요한 프랙탈 차원과 어트랙트를 이용하여 문자에 대한 Box-counting Dimension, Natural Measure, Information Dimension 을 구하여 신경망의 입력으로 사용하여 문자인식을 행하였으며, 또한 상기 특징값 및 문자의 투영특징에서 구한 값들을 기본 예능 어트랙터와 병합하여 발생된 어트랙터로부터 Box-counting Dimension, Natural Measure, Information Dimension 값을 구해 문자에 대한 차원과 함께 신경망의 입력 형태로 특징을 추출하는 과정을 포함 시켰다.

3.2.1 예능 어트랙터

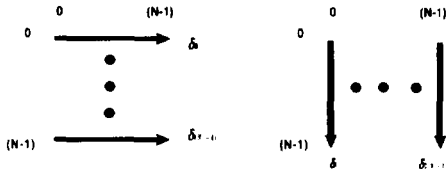
예능 어트랙터는 로렌츠 시스템의 동력학계(Dynamic System)를 단순화한 모델로 부메랑과 같은 모양을 하고 있다. 예능 시스템은 1차원의 동력학계에서 2차원적인 변환에 의해 고차원의 스트레인지 어트랙터를 이끌어 낸다. 2차원에서 발생하는 예능 시스템의 팽창과 수축(Stretch-and-Fold) 작용은 x와 y의 2차원 좌표로 표현할 수 있다. 그러므로 예능 시스템의 변환함수는 평면에서 발생하는 어핀 변환(Affine Transformation)과 유사하게 동작한다[1]. 예능 시스템은 log 변환과 유사하게 임의의 상수인 a, b 그리고 시작점인 (x₀, y₀)에 민감하게 반응한다. 다시 말해서 카오스 이론의 특징인 초기조건에 민감한 의존성을 보여준다. 예능은 초기조건으로 a=1.4, b=0.3 그리고 (x₀, y₀)=(0, 0)으로 하였다. 예능 어트랙터는 (그림 2)와 같다.



(그림 2) 예능 어트랙터

본 논문에서는 투영 특징을 이용하여 특징을 추출하여 예능 어트랙터에 적용하여 어트랙터를 구성하였다. 이 때 예능 어트랙터의 변환 함수에서 임의의 상수 a

=1.4, b=0.3으로 하였고, (그림 3)과 같은 방법으로 구성하였다.



(그림 3) 어트랙터 생성을 위한 방법

먼저, 투영특징을 이용하여 특징 데이터를 $\{\delta_0, \delta_1, \delta_2, \delta_3, \dots, \delta_{i-1}, \delta_i, \dots\}$ 와 같이 나타내면 문자의 특징 데이터는 예능 시스템에서 변환함수의 입력을 위해 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned}
 x_0 &= \delta_0, x_1 = \delta_1, x_2 = \delta_2, \dots, x_{i-1} = \delta_{i-1}, x_i = \delta_i, \dots \\
 y_0 &= \delta_1, y_1 = \delta_2, y_2 = \delta_3, \dots, y_{i-1} = \delta_{i-1}, y_i = \delta_{i+1}, \dots \\
 i &= 0, 1, 2, 3, \dots \\
 \delta_i &= \frac{B(x)}{N} \quad B(x) \text{는 흑화소의 개수} \quad (1)
 \end{aligned}$$

여기서 δ_i 는 문자의 특징 데이터를 나타내고, x_i 와 y_0 는 예능 어트랙터의 변환 함수인 $H(X, Y)$ 의 입력값이다. 이와 같이 표현한 문자의 특징 데이터는 다음과 같이 2차원 벡터로 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned}
 (x_0 = \delta_0, y_0 = \delta_1), (x_1 = \delta_1, y_1 = \delta_2), \dots \\
 (x_{i-1} = \delta_{i-1}, y_{i-1} = \delta_i), (x_i = \delta_i, y_i = \delta_{i+1}), \dots \\
 i = 0, 1, 2, 3, \dots \\
 (x_i, y_i) = (\delta_i, \delta_{i+1}), i = 0, 1, 2, 3, \dots \quad (2)
 \end{aligned}$$

이렇게 변형된 2차원 벡터의 값을 예능 어트랙터의 변환함수에 대입하고, 이 함수로부터 구한 값을 x 와 y 의 2차원 좌표값으로 간주하여 2차원 평면상에 나타내면 하나의 점이 된다. 이러한 점들로 문자에 대한 어트랙터를 구성하게 된다. 본 논문에서 사용한 어트랙터의 변환 함수, $H(X, Y)$ 는 다음과 같다.

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

문자의 특징 데이터로부터 어트랙터를 구성한 후, Box-Counting Dimension, Natural Measure, Information Dimension을 각 문자와 어트랙터에서 구하여

최종 특징으로 추출하였고 이를 신경망의 입력으로 하였다. Box-Counting Dimension, Natural Measure, Information Dimension에 관한 내용은 다음과 같다[1].

3.2.2 프랙탈 차원

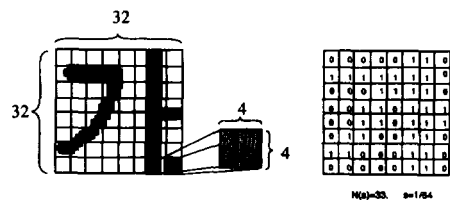
프랙탈 차원(fractal dimension)은 카오스 이론에서 매우 중요한 의미를 가지며, 이러한 차원은 명확히 정의할 수 없는 성질, 즉 어떤 물체의 거칠음 정도, 혹은 부서진 정도, 혹은 불규칙한 정도를 측정하는 방법으로 그에 대한 특징을 잘 기술할 수 있기 때문이다.

(1) Box-Counting Dimension

Box-Counting Dimension을 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 하면 Box-Counting Dimension, D_f 는 다음과 같이 구해진다.

$$D_f = \lim_{s \rightarrow \infty} \frac{\log N(s)}{\log 1/s} \quad (4)$$

본 논문에서는 s 의 크기를 문자에서는 1/64, 어트랙터에서는 1/16로 하였다.



(그림 4) Box-Counting의 예

(2) Natural Measure

Box-Counting Dimension은 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, 다음과 같이 구해진다.

$$\mu(B) = \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{n+1} \sum_{k=0}^n 1B(x_k) \quad (5)$$

여기서 $1B(x)$ 는 x 가 분할된 영역 B 안에 있으면 1, 아니면 0의 값을 가지므로 다음의 식 (6)과 같이 표현된다.

$$1B(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x \in B \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

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 (7)을 이용해서 신경회로망의 입력 형태로 Natural Measure 특징값을 추출하였다.

$$\mu(B_k) = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n 1B(x_i), \quad k=1, 2, 3, \dots, N \quad (7)$$

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

(3) Information Dimension

Information, $I(s)$ 는 Natural Measure로 부터 구해진 값을 이용하여 다음과 같이 구할 수 있다.

$$I(s) = \sum_{k=1}^{M(s)} \mu(B_k) \log_2 \frac{1}{\mu(B_k)} \quad (8)$$

본 논문에서는 다음의 식 (9)를 이용하여 Information bit를 계산하고 이 값을 이용하여 Information Dimension, D_1 을 구하여 특징으로 사용하였다.

$$I_k = P_k \log_2 \frac{1}{P_k}, \quad k=1, 2, 3, \dots, N \quad (9)$$

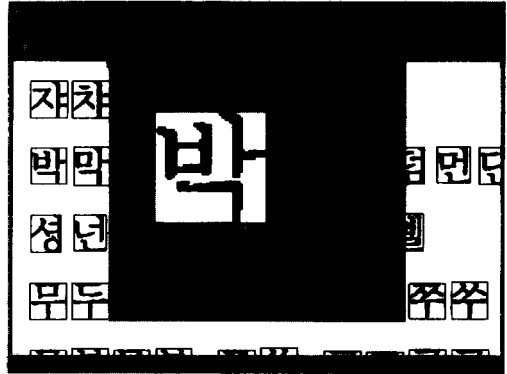
$$D_1 = \lim_{s \rightarrow \infty} \frac{I(s)}{\log_2 1/s} \quad (10)$$

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

4. 실험 및 고찰

본 연구의 실험은 Pentium PC(333MHz) 및 한글 MS-Window 95 환경하에서 Visual C++ 컴파일러를

사용하였다. 문서 영상의 입력은 EPSON의 GT-9500을 이용하여 300DPI의 해상도로 입력하였다. (그림 5)에는 본 연구에서 사용된 실험 환경을 나타내었다.



(그림 5) 실험 환경

학습용 데이터는 한글과 컴퓨터(주)의 신명조체와 중고딕체를 이용하였으며, 각 서체의 크기는 12pt를 사용하였다. 따라서 두 종류의 학습 데이터를 구성하였다. 성능 평가를 위한 미학습 데이터는 서체와 폰트 크기가 학습데이터와 다른 신명조체(10pt), 중고딕체(12pt), 명조체(12pt), 견고딕체 12pt등 4종류로 구성하였다. 실험에서는 각 서체의 한글 찾기순 상위 990자를 그 대상으로 하였다.

4.1 Natural Measure, Information Dimension을 적용한 경우 (방법 1)

문자에서 Natural Measure, Information Dimension만을 추출하여 신경망의 입력으로 사용하여 인식한 결과, <표 1>에 나타낸 바와 같이 신명조체와 중고딕체로 이루어진 학습데이터에 대해서는 95.89%의 인식률을, 4개의 미학습 데이터에 대해서는 92.03%의 인식률을 나타내었다.

4.2 Box-Counting Dimension, Natural Measure, Information Dimension을 적용한 결과 (방법 2)

Box-Counting Dimension은 문자의 형태에 대한 값으로 <방법 1>에 Box-Counting Dimension을 추가로 적용한 결과, 학습 데이터에 대해서는 95.94%의 인식률을, 미학습 데이터에 대해서는 92.69%의 인식률을 나타내어 그 결과가 향상됨을 보여주고 있다(<표 1> 참조).

4.3 문자에 어트랙터의 차원을 추가하여 인식한 경우

(방법 3)

투영특징을 이용하여 어트랙터를 생성한 후, 구해진 특징을 추가로 인식기에 적용한 결과, 학습 데이터에 대해서는 96.25%의 인식율을, 미학습 데이터에 대해서는 90.50%의 인식율을 나타내었다(<표 1> 참조). 분석 결과 학습 데이터에서는 카오스 이론을 적용한 것이 혼동 문자에 대한 오인식을 줄일 수 있었지만, 미학습 데이터에 대해서는 투영특징 어트랙터를 적용하지 않은 방법이 더 나은 것으로 나타났다.

4.4 각 방법에 대한 비교, 분석

본 연구에서 제안한 카오스 이론을 적용한 방법들과 기존의 망 특징 방법을 상호 비교 분석한 결과, 학습 데이터에 대해서는 어트랙터를 포함한 경우(방법 3)가 가장 인식율이 높았으며, 다음으로 Box-counting dimension, Natural measure, Information dimension을 이용한 경우(방법 2), Natural measure, Information dimension만을 이용한 경우(방법 1), 기존의 망 특징 방법 순으로 나타났다. 미학습 데이터에 대해서는 Box-counting dimension, Natural measure, Information dimension을 이용한 (방법 2)가 가장 우수하였으며, 다음이 Natural measure, Information dimension을 이용한 (방법 2), 기존의 망 특징 방법, 투영특징 어트랙터를 포함 (방법 3) 순으로 나타났다. 미학습 데이터에 대한 이러한 결과는 초기조건에 민감함 카오스 이론을 반영하는 것으로 학습 데이터와 미학습 데이터 사이의 오차에서 기인한 것으로 판단된다[12][13].

<표 1> 제안 방법별 실험결과

방법 \ 종류	학습 데이터	미학습 데이터
방법 1	95.89	92.03
방법 2	95.94	92.69
방법 3	96.25	90.50
평균	96.03	91.74
망 특징 (기존)	95.43	91.34

<표 2>에는 실험 결과 오인식된 문자들의 예를 나타냈다.

<표 2> 오인식된 문자의 예

오인식 문자의 예	탕↔령 렬↔렐 목↔복 회↔회 횡↔횡
-----------	---------------------

5. 결 론

본 연구는 프랙탈 차원과 어트랙터를 이용한 새로운 문자 인식 방법을 제안하였다. 각 문자에 대한 차원은 문자가 가지는 성질을 잘 나타낼 수 있는 것으로써 이러한 차원만을 이용한 방법에서 학습 데이터에 대해서는 평균 96.03%, 미학습 데이터에 대해서는 91.74%의 인식율을 얻을 수 있었다. 하지만 이러한 특징추출의 경우 유사한 특징값을 가질 수 있는 경우가 발생하였는데 이렇게 유사한 특징값을 가지는 경우에는 신경망에서 오인식이 되는 경우가 발생한다. 학습 데이터의 경우 투영 특징 어트랙터를 이용함으로써 차원만을 이용한 경우 보다 인식율의 향상을 가져 왔지만 이러한 어트랙터를 사용하기 위해서는 모든 문자에 해당하는 어트랙터를 구해 학습 시켜야 하는 어려움을 가진다. 또한 잡영이 심할 경우에도 잡영으로 인해 차원의 값의 차이를 가져옴으로 인해 오인식을 증가 시켰다.

따라서 향후 과제로는 잡영이 가해진 영상으로부터 신뢰성 있는 차원을 계산하는 강건한 차원 계산 방법 등이 요구된다.

참 고 문 헌

- [1] H. O. Peitgen, H. Jurgens, D. Saupe, 'Chaos and Fractals : New Frontiers of Science,' Springer-Verlag, 1992.
- [2] 조성배, 김진형, "한글 문자 인식을 위한 신경망 기법의 개선에 관한 연구", 제2회 영상 처리 및 이해에 관한 워크샵 발표 논문집, pp.56-62, 1990.
- [3] 권재욱, 조성배, 김진형, "신경망 기법을 이용한 다중 크기 및 다중활자체 한글 문서의 인식", 제3회 영상 처리 및 이해에 관한 워크샵 발표 논문집, pp.129-136, 1991.
- [4] 이성환, 김홍섭, "다양한 활자체 및 크기의 한글 문자 인식을 위한 최적화된 계층적 트리 분류기", 제3회 영상처리 및 이해에 관한 워크샵 발표 논문집, pp.151-161, 1991.
- [5] 박인규, 진성일, "신경망을 이용한 한글 문자 인식에서 Feature 추출에 관한 비교 연구", 제3회 신호 처리 합동 학술 대회 논문집, 제3권 1호, pp.171-174, 1990.
- [6] C. Y. Suen, M. Berthod, and S.Mori, "Automatic

Recognition of Hand Printed Characters - The State of the Art," Proc. IEEE, Vol.68, No.4. pp. 469-487, 1980.

- [7] 장희돈, "적응형 규칙망에 의한 개선된 한글 문서 인식 시스템의 구현", 광운대학교 박사학위 논문, 1994.
- [8] S. Mori, K. Kazuhiko, Yamamoto, "Research on Machine Recognition of A. Handprinted Characters," IEEE Tmas. On PAMI, Vol.6, No.4, 1984.
- [9] 조용주, "신경망을 이용한 문서인식시스템의 구현에 관한 연구", 광운대학교 박사학위 논문, 1992.
- [10] 왕보현, "Chaos 시스템: 이론과 응용", 제3회 인공지능, 신경망 및 퍼지 시스템 종합 학술 대회 논문집, pp.3-9, 1993.
- [11] 홍성봉, "인쇄체 한글 문서에서의 동적 문자 추출에 관한 연구", 광운대학교 석사학위 논문, 1993.
- [12] K. Aihara, "Automatic Learning in Chaotic Neural Networks," 전자정보통신학회논문지-A (JPN), Vol. J78-A, No.6, pp.686-691, 1995.
- [13] 정호선, 여진경, '뇌와 카오스; 리커런트 네트에 의한 카오스 다이내믹스의 학습', Ohm사, pp.273-283, 1994.
- [14] S.Ling, M.shridhar, M.Ahmadi, "Efficient Algorithms for Segmentation and Recognition of printed characters in Document Processing," IEEE Pacific Rim Conf. On Communication, Computer and

Signal Processing, pp.240-243, Victoria, Canada, May pp.19-21, 1993.



손 영 우

e-mail : ywson@kimpo.ac.kr

1981년 광운대학교 전자공학과 졸업(공학사)

1983년 광운대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)

1996년 광운대학교 대학원 컴퓨터공학과 박사과정 수료

1991년~1997년 산업기술정보원(KINITI) 책임연구원

1998년~현재 김포대학 멀티미디어과 전임강사

관심분야 : 영상처리, 신경회로망, Chaos 이론, 문서인식



남궁 재찬

e-mail : namjc@daisy.kwangwoon.ac.kr

1970년 인하대학교 전기공학과 졸업(공학사)

1976년 인하대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)

1982년 인하대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학박사)

1982년~1984년 일본 동북대학 객원교수

1979년~현재 광운대학교 컴퓨터공학과 교수

관심분야 : 영상처리, 신경회로망, Chaos 이론, 문서인식