

인쇄체 및 필기체 숫자의 효율적인 구분 인식 알고리즘

An Efficient Classifying Recognition Algorithm of Printed and Handwritten Numerals

엄상수 · 홍연찬

Sang Soo Ohm and Yeon Chan Hong

인천대학교 전기전자공학부

요 약

본 논문에서는 인쇄체가 대부분을 차지하는 우편물의 우편번호 분류기에 적용하기 위해 인쇄체 및 필기체를 구분하여 인쇄체는 단일 특징과 단일 신경망으로 저차 연산함으로써 빠르게 분류하고, 필기체는 복합특징과 클러스터 신경망을 통한 고차연산으로 정확한 분류를 할 수 있는 속도 면에서 효율적인 신경망 분류기를 제안한다. 제안된 분류기는 인쇄체와 필기체를 구분하여 인쇄체를 분류하는 인쇄체 분류기와 여기서 기각된 필기체 숫자를 인식하는 필기체 분류기로 구성된다. 인쇄체 분류기는 망 특징 벡터를 입력의 단일 신경망 인식기로 빠르게 인쇄체 및 정확히 필기된 필기체를 분류하며, 그 외의 입력패턴에 대해서는 기각한다. 그리고 필기체 분류기는 4방향 특징 및 앞단에서 추출된 망 특징의 복합 특징 벡터 입력으로 [1]에서 제안된 클러스터 신경망을 이용하여 정확한 분류를 할 수 있도록 구성하였다. 제안된 방법의 성능을 객관적으로 검증하기 위하여 숫자 인식 데이터 베이스로 많이 사용되는 NIST의 필기체 숫자 데이터 베이스 및 자체적으로 구성된 인쇄체 숫자 데이터에 대해 실험하였다. 임의의 NIST 필기체 숫자 데이터 500자와 인쇄체 숫자 데이터 500자에 대해 전처리와 특징추출을 제외한 분류 시간 측정 결과 제안된 방법을 필기체 분류기에 사용할 경우 인쇄체와 필기체의 비율에 따라 49.1%~65.5% 향상된 속도로 분류함으로써 제안된 방법을 필기체 분류기에 적용함으로써 속도 면에서 효율적임을 나타냈다.

ABSTRACT

In this paper, we propose efficient total recognition system of handwritten and printed numerals for reducing the classification time. The proposed system consists of two-step neuroclassifier : Printed numerals classifier and handwritten numerals classifier. In the proposed scheme, the printed numerals classifier classifies the printed numerals rapidly with single MLP neural network by low-order feature vector and rejects handwritten numerals. The handwritten numerals classifier classifies the handwritten numerals which is rejected in printed numerals classifier with modularized cluster neural network by complex feature vector. In order to verify the performance of the proposed method, handwritten numerals database of NIST and printed numerals database which include various fonts are used in the experiments. In case of using the proposed classifier, the overall classification time was reduced by 49.1%~65.5% in comparison of the existent handwritten classifier.

1. 서 론

현대 사회가 고도화된 정보사회로 급진적으로 발전해 감에 따라 많은 양의 문서정보를 신속하게 처리하기 위한 문서의 자동입력 및 인식에 관한 연구가 활발하게 진행되고 있다. 특히 숫자는 문서에 있어서 분류를 위한 코드로 이용되거나, 또는 금액이나 검색키로써 활용되므로 문자 인식에서 많은 부분을 차지하고 있다. 따라서 인쇄체 또는 필기체 숫자의 오프라인 인식 시스템은 우편봉투의 자동분류, 전표나 민원 서류와 같은 각종 서식의 입력 자동화 및 인식 등 여러 분야에 적용할 수 있으나, 실용화 단계까지 해결해야

할 많은 문제를 안고 있다. 이러한 문제는 필기체 숫자의 다양한 형태의 변형에도 인식 성능을 높일 수 있는 최적의 특징추출을 찾는 것이며, 또한 숫자 인식 분야에 적합한 신뢰도가 높은 효율적인 인식기를 설계하는 것이다[1][6,7].

최근에 활발히 연구되고 있는 문자 인식은 인쇄체 문자 인식과 필기체 문자 인식으로 나눌 수 있으며 정해진 활자체의 인쇄체 문자 인식은 거의 실용화 단계에 이르렀고 필기체의 경우도 실용화를 위한 많은 연구가 진행되고 있다. 그러나 필기체 인식 시스템의 경우에 있어서 고차의 특징벡터 추출은 저차 특징벡터로 인식 가능한 인쇄체 숫자 인식에 대해 인식 속

도 면에서 효율적이지 못하다.

본 논문에서는 인쇄체가 대부분을 차지하는 우편물의 우편번호에서 인쇄체 및 필기체를 구분하여 인쇄체는 단일 특징과 단일 신경망으로 저차 연산함으로써 빠르게 분류하고, 필기체는 복합특징과 클러스터 신경망을 통한 고차연산으로 정확한 분류를 할 수 있는 속도 면에서 효율적인 신경망 분류기를 제안한다. 제안된 분류기는 인쇄체와 필기체를 구분하여 인쇄체를 분류하는 인쇄체 분류기와 여기서 기각된 필기체 숫자를 인식하는 필기체 분류기로 구성된다. 인쇄체 분류기는 입력 패턴이 거의 일정한 인쇄체 숫자의 전역적인 영역 탐색을 위해 망 특징 벡터를 입력으로 단일 신경망 인식기를 사용하였으며, 그 외의 입력 패턴에 대해서는 기각하도록 학습하였다. 그리고 필기체 분류기는 4방향 특징 및 앞단에서 추출된 망 특징의 복합 특징 벡터 입력으로 [11]에서 제안된 클러스터 신경망을 이용하여 정확한 분류를 할 수 있도록 구성하였다.

제안된 방법의 성능을 객관적으로 검증하기 위하여 숫자 인식 데이터 베이스로 많이 사용되는 NIST의 필기체 숫자 데이터 베이스 및 자체적으로 구성한 인쇄체 숫자 데이터에 대해 실험하였다. 임의의 NIST 필기체 숫자 데이터 500자와 인쇄체 숫자 데이터 500자에 대해 전처리와 특징추출을 제외한 분류 시간 측정 결과 제안된 방법을 필기체 분류기에 사용할 경우 인쇄체와 필기체의 비율에 따라 49.1%~65.5% 향상된 속도로 분류함으로써 제안된 방법을 필기체 분류기에 적용함으로써 속도 면에서 효율적임을 나타냈다.

2. 제안된 분류기의 구현

2.1 제안된 분류기

본 논문에서는 입력된 숫자 영상에 대하여 인쇄체와 필기체를 구분인식 함으로써 인쇄체 및 정확히 필기된 숫자는 망 특징 입력의 단일 신경망으로 구성된 인쇄체 분류기에서 저차 연산으로 분류하고 여기서 기각된 필기체에 대해서는 4방향 특징 추출과 망 특징 입력의 클러스터 신경망 분류기의 고차 연산으로 정확한 분류를 할 수 있는 속도면에서 효율적인 숫자 분류기를 제안한다.

제안된 숫자 분류기에 대한 블록도는 그림 1에 나타났다. 제안된 숫자 분류기는 전처리, 망 특징 추출, 인쇄체 인식기, 4방향 특징 추출, 필기체 인식기로 구성된다.

입력된 숫자 영상은 전처리 과정을 통하여 망 특징

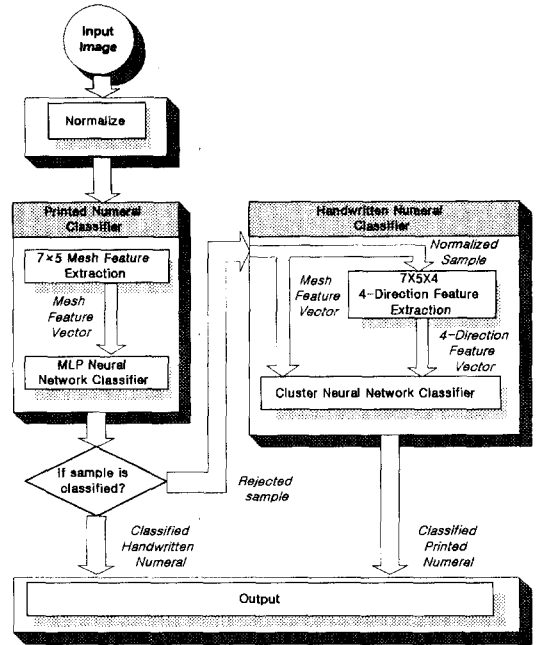


그림 1. 제안된 구분기의 블록 선도

추출 단계를 거쳐 인쇄체 분류기에 입력된다. 인쇄체 분류기는 저차 연산으로 빠르게 인쇄체 및 정확히 필기된 필기체를 인식하여 출력을 내보내고, 이때 필기체를 오인식하여 에러율이 높아지는 것을 막기 위해서는 임계치를 크게 하여 기각률이 높아지도록 하고, 여기서 기각된 숫자에 대해서는 4방향 특징 추출 단계에 보내진다. 3장의 실험에서는 임계치를 0.5-0.98 까지 변화시켜 에러율, 기각률, 인식률의 변화를 살펴 보았다. 추출된 4방향 특징 및 인쇄체 분류기에서 추출된 망 특징의 복합특징 벡터가 필기체 인식기에 입력됨으로써 필기체를 인식한다. 따라서 인쇄체 및 정확히 필기된 필기체에 대해서는 저차 연산으로 고속 분류를 하며, 여기서 기각된 숫자에 대해서는 복합특징을 이용한 모듈화된 클러스터 신경망에 의해 인식됨으로써 신뢰도가 높은 분류를 할 수 있다.

2.1.1 입력 숫자 영상

필기체 숫자의 인식은 실험에 사용하는 필기체 숫자의 데이터 베이스에 따라 많은 영향을 미칠 수 있다. 본 연구에서는 제안된 인식기의 성능을 객관적으로 평가하기 위해 필기체 숫자 연구에 많이 사용되고 있는 NIST(National Institute of Standards and Technology)의 필기체 숫자 데이터 베이스를 필기체 숫자 입력으로 사용하였다. 또한 인쇄체에 대한 실험을 위해 인쇄체 데이터 베이스를 자체적으로 구성하

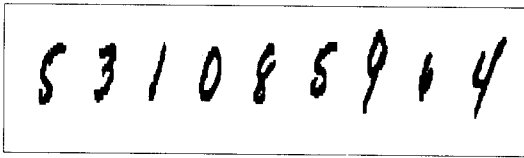


그림 2. 필기체 숫자의 예

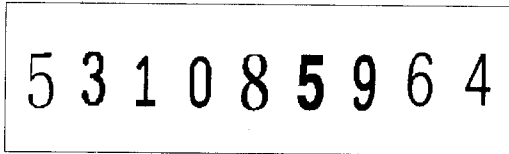


그림 3. 인쇄체 숫자의 예

여 실험을 하였다.

NIST의 필기체 숫자 데이터 베이스는 4170명이 작성한 문서에서 단일의 숫자 영상을 추출하여 128×128 픽셀의 이진 래스터 이미지 형식으로 구성된 데이터 베이스이다. 자체적으로 구성된 인쇄체 데이터 베이스는 일반적으로 사용되는 워드프로세서로 작성된 문서에서 숫자 영상을 스캔하여 128×128 픽셀의 이진 래스터 이미지로 데이터 베이스를 구성하였다. 사용된 폰트는 신명조, 명조, 고딕, 중고딕, 견고딕, 샘물, 궁서, 굴림, 돋움체 등이다.

그림 2는 임의로 추출한 NIST 필기체 숫자 데이터 베이스의 예를 나타내며, 그림 3은 자체적으로 구성된 인쇄체 숫자 데이터 베이스를 나타낸다.

2.1.2 전처리

필기체 숫자 패턴은 동일한 패턴이라 할지라도 데이터의 형태가 다양하고 그 변화를 거의 예측할 수 없다. 또한 지나친 이미지 정보는 많은 특징벡터로 인해 인식시스템의 효율을 저하시키게 된다. 이러한 점에서 입력된 이진 영상패턴에 대해 압축 및 규격화하는 과정이 필요하다[1,4]. 이는 특징 추출 및 인식기에 효과적인 처리효과를 가져온다. 따라서 본 논문에서는 다음과 같은 두 가지 단계를 거쳐 입력 패턴을 28×25의 크기로 압축 및 규격화하였다. 먼저, 입력 영상으로부터 숫자 영상을 나타내는 정보점으로 처리 영역을 처리하여 설정하였으며, 처리된 영역을 영상 패턴에 대해서 RLC(run length coding) 압축 알고리즘을 이용하여 28×25의 규격에 따라 스케일링(scaling)하였다.

RLC 압축 방법은 처리 영역으로 설정된 이진 영상에서 1과 0을 run으로 일련된 1 또는 0의 개수를 length로 설정하여 이것을 압축비율 C로 나누어 스케일링한 후 스케일링된 run length를 다시 일련의 1과

0으로 나타냄으로써 압축영상을 얻는다. 압축 과정은 압축 비율 C_H 에 의해 먼저 수평방향으로 수행되며, 그 다음에 C_V 에 의해 수직 방향으로 수행된다. 압축 비율 C는 다음과 같은 식으로 구해진다.

$$C = C_H = \frac{\text{입력 영상의 컬럼수}}{\text{원하는 압축영상의 컬럼수}}$$

$$C = C_V = \frac{\text{입력 영상의 열수}}{\text{원하는 영상의 열수}}$$

2.2 인쇄체 분류기의 설계

인쇄체의 경우는 입력패턴이 거의 일정하고, 변형이 거의 없으므로 숫자 영상의 전역적인 탐색으로써 인식이 가능하다. 따라서 본 논문에서는 망 특징 및 단일 구조의 순방향 MLP 신경망을 이용하여 인쇄체 분류기를 구성하였다.

2.2.1 망 특징 추출

망 특징은 숫자 영상을 수직과 수평으로 균등한 크기나 비균등적 크기의 부 영역으로 나누어 각 부 영역에 대하여 획의 수를 누적하여 특징으로 이용한다[3]. 이 특징은 획의 이동에 약한 단점을 가지고 있으나 인쇄체의 경우에는 획에 따른 입력 패턴이 거의 일정하므로 망 특징을 통한 전역적인 탐색으로 인식이 가능하다. 따라서 28×25로 규격화된 영상에서 7×5의 망 특징을 추출하여 신경망의 입력 벡터로 사용하였다.

2.2.2 인쇄체 신경망 인식기

인쇄체의 경우에는 입력 패턴이 거의 일정하고 획의 위치가 거의 일정하기 때문에 망 특징을 이용한 단일 신경망 구조로 인식이 가능하다. 따라서 본 논문에서는 35×25×10 구조의 3층 MLP 신경망 인식기를 이용하여 분류기를 구성하였다[5]. 신경회로망의 출력층은 숫자의 종류인 10개로 구성되는데, 분류된 숫자를 가리키는 활성화 노드는 '1'로 나머지는 '0'이 되도록 학습하였다. 학습은 인쇄체와 필기체에 대하여 수행되었으며, 필기체 입력 패턴에 대한 오류를 줄이고 기각률을 높이기 위해 출력층 유닛의 임계치를 높게 설정하였다. 그림 4는 인쇄체 인식을 위한 인식기의 구현도를 나타낸다. 신경망의 활성화 함수로는 시그모이드 함수를 사용하였으며, 수정된 BP 학습법으로 학습이 수행되었다.

2.3 필기체 분류기의 설계

필기체는 필체에 따라 획의 변화 및 변형이 심하다. 따라서 인식에 필요한 중요한 정보의 손실을 최

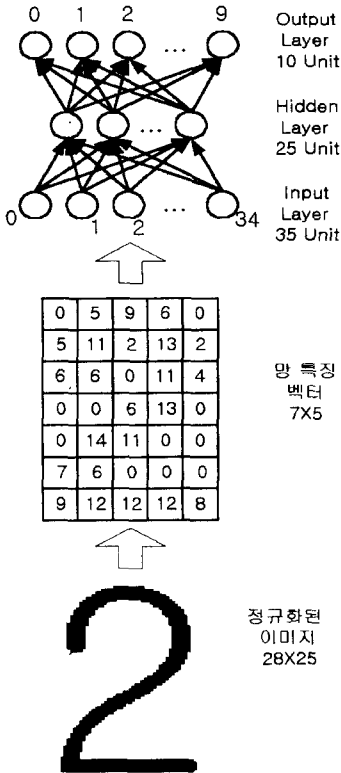


그림 4. 인쇄체 숫자 구분기의 구조

소화하는 특징 추출기를 설계하여 특징 벡터를 추출할 필요가 있다. 또한 단일 특징만으로는 높은 인식률을 기대하기 어려우며, 인식률의 개선을 위하여 다양한 특징을 조합한 복합특징을 사용할 경우 인식률이 개선시킬 수 있다. 따라서 필기체 숫자의 다양한 형태 변형을 흡수할 수 있는 최적한 특징을 찾는 문제가 제기된다[11].

따라서 본 논문에서는 최근의 특징추출 성능 비교 연구에서 이와 같은 조건을 만족하는 특징 추출 방법으로 최적의 성능을 나타내는 것으로 알려진 4방향 특징 및 망 특징을 특징 벡터로 사용하였다[1]. 인쇄체 분류기의 경우에는 일반적으로 입력 패턴이 유사한 인쇄체 숫자의 전역적인 탐색을 위해 망 특징을 사용하였으며, 필기체 숫자 분류기의 경우는 필체의 다양함과 변형을 흡수할 수 있는 4방향 특성 및 숫자 영상의 전역적인 탐색을 위한 망 특징을 복합특징으로 사용하였다.

2.3.1 Kirsch 마스크를 이용한 4방향 특징

필기체 숫자의 경우, 숫자 영상의 정해진 위치에서 일정한 방향으로의 선분 존재에 의해 구별될 수 있으므로, 위치 정보와 그 위치에서의 선분의 유무 및 이

a_0	a_1	a_2
a_7	(i, j)	a_3
a_6	a_5	a_4

그림 5. 8-인접 화소(i, j)

선분의 방향을 일반화된 특징 벡터로서 사용할 수 있으며 이러한 특징 벡터는 다양한 에지 검출 방법을 이용하여 얻을 수 있다. 본 연구에서는 빠른 계산을 고려하여 3x3 마스크의 1차 미분 에지 연산자이고, 주위 8개의 이웃을 모두 고려함으로써 다른 마스크에 비하여 4방향에 대한 보다 정확한 에지를 검출할 수 있는 Kirsch 마스크를 사용하였다[2].

Kirsch 에지 검출식은 그림 5에서 보인 바와 같이 인접화소 (i, j)의 8 이웃인 a_k 에 따라 다음과 같다.

$$m(i, j) = \max\{1, \{|5s_k - 3t_k| : k=0, \dots, 7\}\} \quad (1)$$

단, $s_k = a_k + a_{k+1} + a_{k+2}$ 그리고 $t_k = a_{k+3} + a_{k+4} + a_{k+5} + a_{k+6} + a_{k+7}$.

식 (1)에서 $m(i, j)$ 는 화소 (i, j)에서의 기울기를 나타내며, 첨자 k 는 modulo 8연산을 통해서 구한 값이다. 여기서 수평(H), 수직(v), 사선(R), 역사선(L)의 방향 성분별에 따른 국부적인 특징 벡터를 추출하기 위해 다음과 같은 수식으로 방향 성분을 계산하였다.

$$m(i, j)_H = \max(|5s_0 - 3t_0|, |5s_4 - 3t_4|)$$

$$m(i, j)_V = \max(|5s_2 - 3t_2|, |5s_6 - 3t_6|)$$

$$m(i, j)_R = \max(|5s_1 - 3t_1|, |5s_5 - 3t_5|)$$

$$m(i, j)_L = \max(|5s_3 - 3t_3|, |5s_7 - 3t_7|) \quad (2)$$

28x27로 규격화된 입력 영상으로부터 4쌍으로 이루어진 Kirsch 마스크를 통해 추출된 방향정보는 국부적인 7x5x4의 특징 벡터로 압축되어 클러스터 신경망의 입력으로 사용된다.

2.3.2 필기체 신경망 인식기

인식기의 구성 방법은 인식 시스템의 규모 및 인식 성능을 결정하는 것으로서 실제 구현시 여러 가지 사항을 고려해야 한다. 무제한 필기체 숫자를 인식하기 위하여 사용할 수 있는 가장 원시적인 형태의 신경망 구조는 매우 많은 수의 유니트를 완전 연결시키는 것이다. 그러나 사용되는 은닉 유니트의 개수를 몇 개로 해야 하는지에 대해서는 아직 명확한 해결책이 제시되지 않고 있다. 만약 가중치의 개수를 적게 한다면 신경망의 정확한 학습은 이루어지지 않으며, 반면, 가

중치의 개수가 학습 집합에 비해 너무 크면 불필요한 독립 변수만 늘어나게 계산의 복잡성 및 정확도 문제가 발생하여 인식 시스템의 효율성을 저하시키게 된다[8,10]. 이러한 문제점은 단일 인식기를 다수개의 부인식기들로 나누고, 각 부인식기의 입력으로 고차의 입력 벡터를 다수개의 저차 벡터로 분할하여 사용함으로써 해결될 수 있다. 이와 같은 부인식기를 결합한 인식기는 구현 및 계산의 용이성뿐만 아니라 부인식기 각각의 인식 결과에 비해서 우수한 성능을 나타낸다. 다수개의 부인식기를 사용한 결합형 인식기는 부인식기들 사이에 상호 보완성, 각 부인식기의 전문성 여부 및 각 부인식기의 입력으로 사용하는 특징들간의 상호 보완성을 가져야 한다. 실제 구현시 이상의 조건을 충족시키는 결합형 인식기의 구성은 용이하지 않다[11].

따라서 본 연구에서는 위와 같은 조건을 만족하기 위해 최근 연구에서 제시된 입력층과 은닉층 사이의 유닛을 국부적으로 연결시킨 클러스터 MLP 신경회로망을 인식기로 사용하였다. 클러스터 MLP 신경회로망이란 각 층에 있는 유닛들이 여러 개의 군집으로 군집화되고, 상위층과 하위층에 있는 군집이 서로 쌍을 이루어 국부적인 네트워크를 구성한 신경회로망을 의미하며 각각의 국부적인 네트워크는 서로 독립적으로 완전 연결된다[11]. 학습은 델타 법칙을 이용한 수정된 BP 학습 알고리즘을 이용하여 수행하였다.

그림 6은 필기체 분류기를 보여준다. 입력층은 5개의 7×5 유닛으로 구성되는데, 이는 4방향에 대한 특징 벡터와 망 특징에 대한 특징 벡터를 입력으로 하기 때문이다. 각 방향에 대한 특징 벡터 및 망 특징 벡터는 그림 6에 보여진 것과 같이 그룹지어 있는 국부적인 은닉 유닛과 군집을 이루어 완전 연결되어 있다. 따라서 각 그룹의 은닉 유닛은 4개의 7×5 국부적인 특징 벡터와 1개의 7×5 전역적인 특징 벡터 중 어느 하나에 대한 특징 벡터를 입력으로 한다. 즉 첫 번째 은닉 유닛 그룹은 수평 방향으로의 특징 벡터에 의해 출력 값을 결정하게 되며, 두 번째 은닉 유닛 그룹은 사선 방향으로의 특징 벡터, 그리고 세 번째와 네 번째 그룹, 다선 번째 그룹은 각각 수직 방향과 역사선 방향으로의 특징 벡터 그리고 전역적인 특징 벡터에 의해 출력값을 결정하게 된다.

각 특징 벡터에 따른 클러스터 구조는 각 부류의 입력 영상으로부터 서로 구별되는 특징을 다룰 수 있다.

출력층은 모두 10개의 유닛으로 구성되며 은닉 유닛 그룹의 출력 값에 의해 각 부류의 숫자를 분류하도록 학습된다. 그리고 그림 6에서와 같이 은닉층과

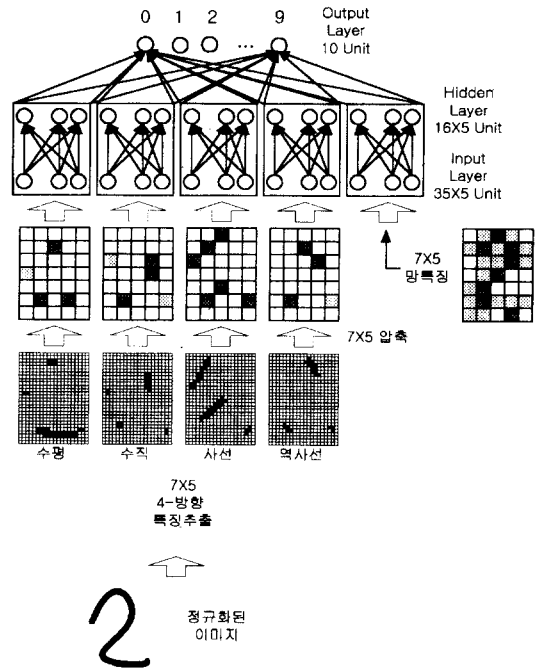


그림 6. 필기체 숫자 구분기의 구조

출력층 사이는 완전 연결된다. 출력층에 있는 10개의 유닛은 입력 부류에 해당하는 유닛만이 1값을 갖고 그 외의 유닛들은 0 값을 갖도록 하였다.

3. 실험 및 결과 분석

제 3장에서는 본 논문에서 제안한 시스템을 검증하기 위한 실험 환경, 방법 그리고 제안된 분류기가 속도 면에서 효율적임을 나타내는 실험결과에 대해 기술한다.

3.1 실험환경 및 실험방법

본 논문에서는 제안된 분류기의 성능을 객관적으로 검증하기 위하여 NIST의 필기체 숫자 데이터 베이스와 자체적으로 구성한 인쇄체 데이터 베이스에 대하여 인식 실험을 수행하였다. 실험 환경은 IBM-PC PentiumII(233MHz)에서 C++을 이용하여 제안된 분류기를 구현하였다[9,12].

제안된 분류기가 속도면에서 효율적임을 검증하기 위해 인식률, 기각률, 에러율 그리고 신뢰도 및 평균 시간을 다음과 같은 방법으로 측정하였다.

- (1) 인쇄체 분류기에 대한 인쇄체 및 필기체 데이터 베이스 입력에 따른 실험
- (2) 필기체 분류기에 대한 인쇄체 및 필기체 데이터

베이스 입력에 따른 실험

(3) 제안된 분류기에 대한 인쇄체 및 필기체 데이터 베이스 입력에 따른 실험

(4) 필기체 분류기만을 사용했을 때와 제안된 분류기를 사용했을 때의 분류 속도 비교

여기서 평균시간은 단일 숫자를 분류하는데 소요되는 시간을 말한다. 평균시간의 측정은 특징추출과 신경망의 인식에 소요된 시간을 계산하였으며, 소프트웨어 타이머 측정의 오차를 줄이기 위해 숫자 1000자에 대해 측정된 다음 이것을 1000으로 나누어 단일 숫자의 분류 속도를 측정하였다. 또한 분류기의 신뢰도는 다음과 같은 식에 의하여 계산되었다.

$$\text{신뢰도} = \frac{\text{정인식률}}{\text{정인식률} + \text{오인식률}} \times 100$$

3.2 제안된 분류기에 대한 검증

제안된 분류기가 속도면에서 효율적임을 일반적으로 사용되는 필기체 분류기만을 사용했을 때와 비교하여 검증한다.

3.2.1 인쇄체 분류기에 대한 인식 실험 및 결과 분석

인쇄체 분류기는 고속의 저차 연산으로 인쇄체 및 정확하게 필기된 필기체를 분류하며, 인식할 수 없는 필기체 숫자영상에 대해서는 기각을 하여 필기체 분류기로 입력되도록 한다. 따라서 인쇄체 입력에 대하여 높은 인식률로 분류를 해야하며, 필기체 입력에 대해서는 정확히 필기된 필기체는 인식하고 나머지에 대해서는 높은 기각률로 기각할 수 있는 성능을 나타내도록 설계되어야한다.

인쇄체 분류기에 대해서는 NIST의 필기체 데이터베이스 2000자와 자체적으로 구성된 인쇄체 데이터베이스 1000자를 대상으로 실험을 수행하였다. 그 중에서 필기체 1000자와 인쇄체 500자를 학습 데이터로 사용하였으며, 학습에 참여하지 않은 필기체 1000자와 인쇄체 500자를 테스트 데이터로 사용하였다. 학습은 Fallhman이 제안한 수정된 BP 학습법을 이용하여 학습률을 0.1로 설정하여 수행하였다. 그림 7은 출력 유니트의 임계치에 따른 인쇄체 분류기의 인쇄체 데이터 베이스에 대한 인식률, 기각률, 오인식률을 나타내며, 그림 8은 인쇄체 분류기의 필기체 데이터 베이스에 대한 실험 결과를 나타낸다.

그림 7에서 인쇄체 분류기는 인쇄체 입력에 대해 출력 유니트의 임계치가 0.95 이하에서는 거의 99.9~100%의 인식률을 보였으나 0.95 이하에서 필기체 입력에 대해서는 2.2~8.7%의 에러율을 나타내므로 높은 신뢰도를 가지는 분류기를 구성하기 위하여 임계

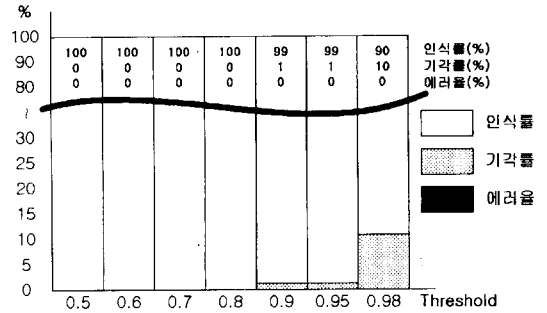


그림 7. 인쇄체 숫자 구분기에 의한 인쇄체 숫자 데이터베이스의 구분 결과

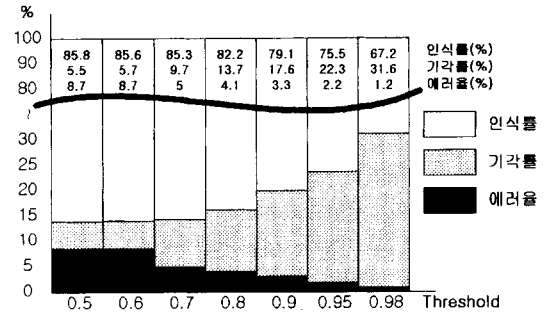


그림 8. 인쇄체 숫자 구분기에 의한 필기체 숫자 데이터베이스의 구분 결과

표 1. 인쇄체 숫자 구분기에 의한 인쇄체 숫자 데이터베이스의 구분 결과(임계치=0.98)

평균시간 (sec)	정인식률 (%)	기각률 (%)	오인식률 (%)	신뢰도 (%)
0.003	90.0	10.0	0	100

표 2. 인쇄체 숫자 구분기에 의한 필기체 숫자 데이터베이스의 구분 결과(임계치=0.98)

평균시간 (sec)	정인식률 (%)	기각률 (%)	오인식률 (%)	신뢰도 (%)
0.003	67.2	31.6	1.2	98.06

치를 0.98로 설정하였다. 표 1과 표 2는 임계치를 0.98로 설정하였을 때 인쇄체 분류기의 인쇄체와 필기체 데이터 베이스에 대한 평균시간, 정인식률, 기각률, 오인식률 및 신뢰도를 나타낸다.

따라서 인쇄체 분류기는 100%의 신뢰도로 인쇄체를 90% 인식하였으며, 필기체에 대해서는 67.2%의 정인식률 나타내므로 정확히 필기된 필기체에 대해서도 분류할 수 있음을 나타냈다. 또한 평균시간이 0.03 초로 인쇄체 및 필기체 1000자를 인식하는데 3 초가 소요되었다.

3.2.2 필기체 분류기에 대한 인식 실험 및 결과 분석
 필기체 분류기는 인쇄체 분류기에서 기각된 숫자 영상에 대하여 복합특징 입력에 따른 클러스터 신경망의 국부적 네트워크의 모듈화된 연산으로 필체에 따라 변형이 다양한 필기체를 분류한다. 따라서 필기체 분류기는 필기체의 다양한 변형도 흡수할 수 있는 높은 인식률의 성능으로 설계되어야 한다.

필기체 분류기에 대해서는 NIST의 필기체 데이터베이스 4000자와 자체적으로 구성된 인쇄체 데이터베이스 1000자를 대상으로 실험을 수행하였다. 그 중에서 필기체 3000자와 인쇄체 500자를 학습 데이터로 사용하였으며, 학습에 참여하지 않은 필기체 1000자와 인쇄체 500자를 테스트 데이터로 사용하였다. 학습은 Falhman이 제안한 수정된 BP 학습법을 이용하여 학습률 0.2로 설정하여 수행하였다. 그림 9는 출력 유닛의 임계치에 따른 필기체 분류기의 필기체 데이터베이스에 대한 인식률, 기각률, 오인식률을 나타내며, 그림 10은 필기체 분류기의 필기체 데이터베이스에 대한 실험 결과를 나타낸다.

따라서 본 연구에서는 1%이하의 에러율을 허용하여 필기체 분류기의 임계치를 0.5로 설정하였다. 표 3

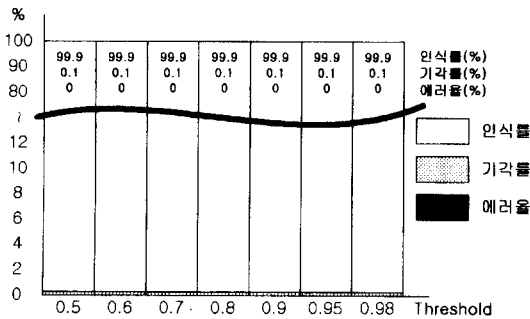


그림 9. 필기체 숫자 구분기에 의한 인쇄체 숫자 데이터베이스의 구분 결과

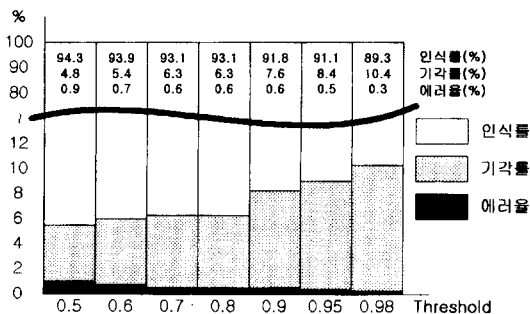


그림 10. 필기체 숫자 구분기에 의한 필기체 숫자 데이터베이스의 구분 결과

과 표 4는 임계치를 0.5로 설정하였을 때 필기체 분류기의 인쇄체와 필기체 데이터 베이스에 대한 평균 시간, 정인식률, 기각률, 오인식률 및 신뢰도를 나타낸다.

분류시간에 대한 실험결과 평균시간이 0.011초로 1000자를 인식하는데 11초가 소요되었다.

3.2.3 제안된 분류기에 대한 인식실험 및 결과분석
 제안된 분류기에 대한 학습은 인쇄체 분류기 및 필기체 분류기 실험에서 학습된 신경망의 파라미터를 이용하여 수행하였으며, 테스트 데이터로 NIST의 필기체 데이터 500자와 자체적으로 구성된 인쇄체 데이터 500자를 대상으로 실험하였다. 표 5는 인쇄체와 필기체 1000자의 비율에 따른 인식속도 및 인식률 결과를 나타낸다.

표 5에 나타낸 실험결과로 평균시간이 0.0056~0.0038초로 측정되어 테스트 데이터 1000자에 대한 인식 시간이 3.8~5.6 초가 소요되었다.

3.2.4 제안된 분류기와 필기체 분류기의 인식 속도 비교

제안된 분류기가 인쇄체가 대부분을 차지하는 우편 번호에서 속도 면에서 효율적인 분류를 할 수 있음을 검증하기 위해서 필기체 숫자 인식기만을 사용했을 경우와 분류 속도를 비교하였다.

표 3. 필기체 숫자 구분기에 의한 인쇄체 숫자 데이터베이스의 구분 결과(임계치=0.5)

평균시간 (sec)	정인식률 (%)	기각률 (%)	오인식률 (%)	신뢰도 (%)
0.011	99.9	0.1	0	100

표 4. 필기체 숫자 구분기에 의한 필기체 숫자 데이터베이스의 구분 결과(임계치=0.5)

평균시간 (sec)	정인식률 (%)	기각률 (%)	오인식률 (%)	신뢰도 (%)
0.011	94.3	4.8	0.9	99.05

표 5. 인쇄체 및 필기체 숫자 비율에 대한 제안된 구분기의 구분 결과

인쇄체와 필기체의 비율(%)	평균시간 (sec)	정인식률 (%)	기각률 (%)	오인식률 (%)
인쇄체 : 필기체				
0 : 100	0.0056	94.1	4.0	1.9
20 : 80	0.0052	95.1	3.2	1.7
40 : 60	0.0049	96.3	2.3	1.4
60 : 40	0.0045	97.5	1.6	0.9
80 : 20	0.0042	98.8	0.7	0.5
100 : 0	0.0038	99.9	0.1	0

표 6. 제안된 구분기와 일반적인 필기체 분류기의 속도 비교

인쇄체와 필기체의 비율(%)	제안된 방법의 평균시간 (sec)	필기체 분류기 평균시간 (sec)	개선된 속도 비율
인쇄체:필기체			(%)
0:100	0.0056	0.011	49.1%
20:80	0.0052	0.011	52.7%
40:60	0.0049	0.011	55.5%
60:40	0.0045	0.011	59.1%
80:20	0.0042	0.011	61.8%
100:0	0.0038	0.011	65.5%

분류속도를 비교하기 위해 필기체와 인쇄체 데이터 베이스 1000자에 대한 비율에 따른 평균 시간을 측정하였다. 표 6은 제안된 분류기와 필기체 숫자 인식기만을 사용했을 경우 인쇄체와 필기체 비율에 따른 평균 시간을 나타낸다.

표 6의 결과는 필기체 분류기만을 사용했을 때 보다 제안된 분류기로 인쇄체와 필기체를 구분인식 함으로써 인쇄체와 필기체의 비율에 따라 49.1%~65.5%이상 향상된 속도로 빠르게 분류하는 속도면에서 효율적임을 나타내었다. 따라서 제안된 방법을 인쇄체가 많은 부분을 차지하는 응용분야에 적용함으로써 속도면에서 효율적인 분류를 할 수 있음을 알 수 있다.

5. 결 론

본 논문에서는 인쇄체가 대부분을 차지하는 우편물의 우편번호 인식을 위해 인쇄체 숫자와 필기체 숫자를 구분 인식함으로써 속도면에서 효율적인 신경망 분류기를 제안하였다. 제안된 분류기는 인쇄체 분류기와 필기체 분류기를 순차적으로 연결하여 인쇄체 숫자 및 정확히 필기된 필기체 숫자에 대해서는 망 특징 추출을 통한 단일 신경망 인식기의 저차 연산으로 빠르게 분류하고 여기서 기각된 숫자에 대해서는 4방향 특징 벡터 추출과 망 특징의 복합특징 벡터 입력으로 클러스터 신경망 인식기에서 정확한 분류기를 할 수 있도록 구성된다.

제안된 분류기가 속도면에서 효율적임을 검증하기 위해 NIST의 필기체 숫자 데이터 베이스와 자체적으로 구성된 인쇄체 숫자 데이터 베이스에 실험한 결과 필기체 분류기만을 사용했을 때 보다 인쇄체의 비율에 따라 49.1%~65.5% 이상 분류 속도가 증가됨을

나타냈다. 따라서 인쇄체가 많은 부분을 차지하는 우편번호 인식이나, 전표 인식 등의 응용분야에 적용함으로써 속도면에서 효율적인 분류기를 구성할 수 있을 것으로 기대된다. 앞으로 인식률을 향상시킬 수 있는 방법에 대한 연구와 인쇄체 분류기와 필기체 분류기를 하나로 통합하여 단일 분류기로 인쇄체와 필기체를 구분하여 연산량을 조절함으로써 더욱더 효과적인 숫자 분류기에 대한 연구가 계속 수행되어야 할 것이다.

참고문헌

- [1] 박창순, 김두영, "오프라인 필기체 숫자 인식을 위한 다양한 특징들의 성능 비교 및 인식률 개선 방안", 한국정보처리학회 논문지, 제3권, 제4호, 915-925, 1996.
- [2] J. R. Parker, "Algorithms for Image Processing and Computer vision," Wesley Computer Publishing, 1996.
- [3] L. Wang and T. Pavlidis, "Direct gray-scale extraction of feature for character recognition," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 15, No. 10, Oct. 1993.
- [4] Carl G. Looney, "Pattern Recognition Using Neural Networks," Oxford University Press, pp. 75-107, 1997.
- [5] A. Rajavelu, M. T. Musavi and M. v. Shirvaikar, "A Neural Network Approach to Character Recognition," *Neural Networks*, Vol. 2, pp. 387-393, 1989.
- [6] 김병섭, 김상희, 고보연, "최소의 결합 뉴런을 가지는 새로운 함수적 링크 네트워크", 정보과학회논문지(B) 제22권, 제9호, 95년 9월.
- [7] 류강수, 진성일, "모듈화된 신경회로망 중간층 출력의 재학습에 의한 필기체 숫자 인식", 정보처리학회 논문지(B), 제23권, 제9호, 1996년 9월.
- [8] James A. Freeman, David M. Skapura, "Neural Networks Algorithms, Applications, and Programming Techniques", Addison Wesley.
- [9] Rosenblatt, F., "The Perceptron : A Probabilistic Model for Information Storage and Organization in the Brain", *Psychol. Rev.*, Vol. 65, pp. 384-408, 1958.
- [10] Pao, Y., *Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks*, Addison-Wesley, 1988.
- [11] 김영준, 이성환, "유전자 알고리즘과 결합된 다층 클러스터 신경망을 이용한 무제약 필기체 숫자의 오프라인 인식", 한국정보과학회논문지, 제21권, 제8호, pp. 1468-1478, 1994.
- [12] Abjijit S. Pandya, Robert B. Macy, "Pattern Recognition with Neural Networks in C++", CRC Press, 1995.



엄 상 수 (Sang Su Ohm) 학생회원
제 8권 제 3호 참조
1997년~1999년 : 인천대학교 대학원
전자공학과 석사
1999년~현재 : 단국대학교 대학원 전자
컴퓨터공학과 박사과정

홍 연 찬 (Yeon Chan Hong) 정회원
제 7권 제 3호 참조
