

---

# 복합 특징과 결합 인식기에 의한 필기체 숫자인식

박중조\*, 송영기\*\*, 김경민\*\*\*

Recognition of Handwritten Numerals using Hybrid Features And  
Combined Classifier

Joong-Jo Park, Young-Gi Song, Kyoung-Min Kim

## 요 약

필기체 숫자는 개인에 따라 필체가 매우 다양하므로 단일 특징과 단일 분류기를 사용하여 오프라인 필기체 숫자인식을 수행할 경우 높은 인식률을 얻기가 어렵다. 이에 본 논문에서는 복합 특징과 결합 인식기를 사용하여 필기체 숫자 인식의 인식률을 향상시키는 방안을 세시한다. 인식률의 향상을 위해, 먼저 상호 보완적인 특징들-방향특징, 교차점특징, 망특징-을 선정하고 이를 사용하여 숫자영상의 전역적 및 국부적 특성을 갖는 세 종류의 새로운 복합 특징을 구성한다. 그리고 해당 인식기로는 세 개의 신경회로망 분류기를 퍼지 적분으로 결합한 결합 인식기를 사용한다. 본 인식기의 성능 평가를 위해 Concordia 대학의 무제약 필기체 숫자 데이터베이스를 사용하여 실험한 결과 97.85%의 인식률을 달성하였다.

## ABSTRACT

Off-line handwritten numeral recognition is a very difficult task and hard to achieve high recognition results using a single feature and a single classifier, since handwritten numerals contain many pattern variations which mostly depend upon individual writing styles. In this paper, we propose handwritten numeral recognition system using hybrid features and combined classifier. To improve recognition rate, we select mutually helpful features -directional features, crossing point feature and mesh features- and make three new hybrid feature sets by using these features. These hybrid feature sets hold the local and global characteristics of input numeral images. And we implement combined classifier by combining three neural network classifiers to achieve high recognition rate, where fuzzy integral is used for multiple network fusion. In order to verify the performance of the proposed recognition system, experiments with the unconstrained handwritten numeral database of Concordia University, Canada were performed. As a result, our method has produced 97.85% of the recognition rate.

---

\* 경상대학교 신기전자공학부

\*\* 현대정보기술주식회사

\*\*\* 어수대학 신기전자공학과

접수일자: 2001. 1. 10

## I. 서 론

오프라인 필기체 숫자인식은 전형적인 복잡한 패턴인식 시스템으로서, 필기자 개개의 필체에 따라 숫자의 패턴이 매우 다양하고 잡음이나 왜곡으로 변형되어 있기 때문에 높은 인식률을 얻기가 매우 어려운 인식 분야이다. 필기체 숫자인식은 우편번호 인식, 문서 해독 및 생산 자동화 등 그 응용분야가 광범위하여 그 동안 이에 대한 많은 연구가 이루어져 왔으며, 앞으로도 인식률 향상을 위해 계속적인 연구가 필요한 실정이다. 숫자인식의 연구는 크게 두 가지 부분으로 나눌 수 있는데, 이는 좋은 숫자 특징(good features)의 선정 및 개발과 효과적인 인식기(classifier)의 설계이다. 숫자의 특징이란 이종의 숫자 패턴의 차이점을 잘 표현하는 특성을 수치화한 것으로서, 이는 숫자 패턴의 국부적 또는 전역적 특성을 잘 표현하여야 한다. 이대 좋은 특징이란 높은 인식률을 달성하는 특징으로서 연구 방향에 따라 많은 종류가 보고되고 있다.[1, 5-9] 한편 인식기는 사용되는 특징의 종류에 따라 분류될 수 있는데, 숫자의 특징벡터에 근거한 인식기, 숫자의 구조적 정보를 이용하는 인식기 및 신경회로망을 이용한 인식기 등이 있다.[2-6] 그런데 필기체 숫자의 경우 다양한 패턴 변화에 의해 단일 인식기의 사용으로는 인식률의 향상에 한계가 나타나므로 최근에는 여러 종류의 특징을 복합적으로 사용하거나 다수의 인식기를 결합하여 사용하는 방식으로 인식률과 신뢰도의 향상을 시도하고 있다.[7-11]

본 논문에서는 복합 특징과 결합 인식기를 이용하여 오프라인 필기체 숫자의 인식률을 향상시키는 방안을 제시한다. 본 연구에서는 숫자의 특징으로서 기준에 좋은 인식률을 보인 숫자 선분의 방향 특징(directional feature)과 그 외에 교차점 특징(crossing point feature) 및 망특징(mesh feature)를 선정하고 이들이 상호 보완적으로 작용하도록 3개의 복합특징으로 재구성하여 사용하였다. 그리고 인식기로는 3개의 다중퍼셉트론 신경회로망 부인식기로 구성된 결합인식기를 설계하여 사용하였다. 이때 각 부인식기의 입력은 이종의 복합특징이며, 각 부인식기 출력들의 융합 방법으로서 퍼지적분(fuzzy integral)을 도입하여 최종 인식 결과를 얻었다. 제안된 기법의 성능 테스트를 위해 캐나다 Concordia 대학의 필기체 숫자

데이터베이스를 사용하여 실험하였으며, 실험 결과 97.85%의 인식률을 얻을 수 있었다.

본 논문의 구성은 1장의 서론에 이어, 2장에서는 본 연구에서 사용한 특징의 추출기법과 복합특징에 대하여 기술하고, 3장에서는 퍼지적분에 의해 다수의 부인식기를 결합하여 결합인식기를 구성하는 방법을 기술한다. 4장에서는 실험을 통해 제안된 인식 시스템의 성능을 고찰하고, 마지막으로 5장에서 결론을 맺는다.

## II. 특징 추출과 복합특징의 구성

필기체 숫자인식에 있어서, 좋은 특징이란 서로 다른 종류의 숫자들 간에는 구별이 잘되고 동일한 특성을 가지지 않으며 같은 종류의 숫자들 간에는 다소의 변형에도 둔감하여 같은 특성을 나타내어야 한다. 본 연구에서는 각 숫자의 특징을 추출하기에 앞서 입력 영상에 다음의 전처리를 하였다. 먼저 이치화된 입력 영상에서 수평 및 수직방향의 투영(projection)을 사용하여 숫자부분만을 분할함으로써 숫자 영상을 생성한다. 그후 메디안 필터링을 수행하여 숫자를 이루는 선의 내부에 존재하는 작은 구멍을 메운다. 이 작은 구멍의 존재는 교차점 특징을 계산할 때 오류를 야기할 수 있으므로 미리 제거되어야 한다. 그후 숫자영상을 크기-정규화하여 숫자패턴 영상을 일정한 크기로 만든다. 이 크기-정규화를 위해서는 2차 보간을 이용한 영상의 축소 및 확대 방법을 사용하였다. 그후 동일한 크기로 얻어진 숫자영상을 임계화하여 이치영상으로 만듬으로써 전처리를 완료한다.

본 연구에서 채택한 특징은 3종으로서 숫자 선분의 방향 특징(directional feature)과 교차점 특징(crossing point feature) 및 망특징(mesh feature)를 선정하여 사용하였다.

첫 번째 특징은 4개의 방향특징(directional feature)과 1개의 전역특징(global feature)으로 구성된다.[5-7] 이 특징은 숫자 선을 이루는 선분들의 위치와 방향이 좋은 숫자특징이 될 수 있다는데 근거하며, 기존의 여러 연구에서 단독으로 또는 다른 특징과 결합하여 이용됨으로써 좋은 효과를 내고 있는 숫자특징이다. 이중 방향특징은 전처리된 숫자영상내의 숫자를 이루는 선에서 각 방향의 선분을 분리 검출하여 방향특징영상(directional feature map)을 만들어

이를 숫자특징으로 사용하는 것으로서, 4-방향 에지검출에 효과적인 kirsch 연산자를 사용하여 구한다. 여기서 4-방향이란 horizontal(H), vertical(V), right-diagonal(R), left-diagonal(L)을 의미한다. 본 연구에서는 이 방향특징을 다음의 과정에 의해 생성하였다. 먼저 숫자영상을  $[16 \times 16]$  크기로 정규화한 후 이치영상으로 만들고, 이에 kirsch연산을 적용하여 4개 방향의 에지영상을 각각 생성한다. 이때, 정규화 방법은 2차 보간을 이용한 축소 및 확대방법을 사용하며, kirsch연산 수행시 임계값으로는 10을 사용하였다. 그후 구해진  $[16 \times 16]$  크기인 4개 방향의 에지영상을  $[4 \times 4]$  크기로 다시 정규화하여 방향특징으로 사용하는데, 이 정규화시 화소값을 결정하는 방법으로는 각각의  $[4 \times 4]$ 부영역 내의 화소값을 합산한 값을 사용하였다. 한편 전역특징은 숫자영상의 크기를 축소하여 숫자의 전체 형상 정보를 특징으로 사용하는 것으로서, 이 특징은 숫자영상을  $[16 \times 16]$ 크기로 정규화한 후 이치영상으로 만들고 이를 다시  $[4 \times 4]$  크기로 정규화하여 만든다.

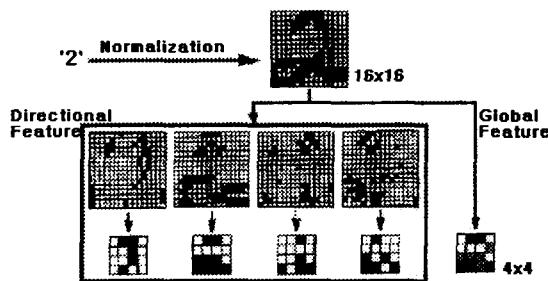


그림 1. 특징 1(directional and global feature)의 생성 과정

Fig. 1 Overview of directional and global feature extraction

이때 정규화시 화소값을 결정하는 방법으로는 각각의  $[4 \times 4]$ 부영역내의 화소값을 합산한 값을 사용하였다. 여기서 방향특징은 숫자선의 각 방향에 대한 화소의 통계적 특성을 이용하는 것으로서 작은 패턴 변화에 비교적 강인하며, 전역특징은 숫자의 전체적 형태에 대한 전역정보를 제공한다. 그림 1은 본 특징의 생성 과정을 보인다.

두 번째 특징은 교차점 특징(crossing point feature)이다. 여기서 교차점(crossing point)이란 숫자영

상의 한 스캔라인에서 흰 화소가 검은 화소로 변하는 점을 의미하며, 따라서 교차점은 이치영상에서 추출해야 한다. 교차점 특징은 영상의 수직 및 수평 스캔라인 각각에 대해 검출된 교차점들의 총 개수를 계산하여 구한다. 본 연구에서는 교차점 특징을 다음의 방법으로 구하였다. 먼저 숫자영상을  $[20 \times 20]$  크기로 정규화한 후 이치영상으로 만들고, 이 영상에서 수평 및 수직축 각각에 대해 10개씩, 총 20개의 교차점 특징들을 구한다. 따라서, 하나의 숫자영상에 대해, 한 개의 20-차원인 교차점 특징벡터가 얻어진다. 이를 위해 수평 및 수직축 각각에 있어서, 두개의 인접한 스캔라인당 한 개의 교차점 특징을 구해야 하는데, 이때 교차점 특징값은 수식 (1)로 계산한다.

$$\text{특징 값} = \frac{\text{두개의 인접된 스캔라인내에 존재하는 교차점의 총 개수}}{2 \times (\text{한 스캔라인당 발생할 수 있는 교차점의 최대 개수})} \dots (1)$$

여기서, 숫자영상의 경우 한 스캔라인당 발생할 수 있는 교차점의 최대 개수는 수평 스캔라인의 경우 한 라인당 2개이고, 수직 스캔라인의 경우 한 라인당 4개이다. 본 방법과 같이 한 개의 교차점 특징을 구하기 위해 두개의 인접한 스캔라인을 사용하면, 특징벡터의 차수를 감소시킬 수 있으며, 또한 숫자의 미소한 형태변화에 의해 발생할 수 있는 오차의 범위를 줄일 수 있는 장점이 있다. 그럼 2는 교차점 특징을 계산하는 예를 보인다.

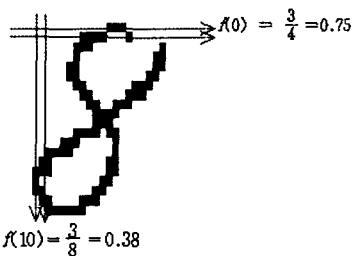


그림 2. 교차점 특징의 계산 예  
Fig. 2 Extraction of Crossing point feature

세 번째 특징은 망특징(mesh feature)이다. 이는 숫자영상의 크기를 단순히 축소하여 숫자의 전체 형상을 특징으로 사용하는 것으로서, 본 연구에서는  $[20 \times 20]$  크기의 이치화된 숫자영상을  $[10 \times 10]$  크기로 정규화하여 특징영상을 만들고 이를 망특징으로 사용한다. 이때 정규화시 화소값을 결정하는 방법으

로는 각각의  $[2 \times 2]$ 부영역내의 화소값을 합산한 값을 사용하였다. 이는 전역특징으로 볼수 있는데, 첫 번째 특징중의 전역특징에 비해 숫자의 형태를 보다 완전하게 내포하게 된다.

상기의 각 특징들은 각기 다음과 같은 장단점을 가진다. 먼저 첫 번째 특징인 방향특징(directional feature)은 숫자를 이루는 각 방향선분의 정보를 제공하나, 숫자의 전역적인 형태 특성의 표현이 취약하다. 그리고 두 번째 교차점 특징(crossing point feature)은 숫자의 구조적 특징 정보를 효과적으로 제공하나, 숫자의 기울어짐이나 잡음에 매우 취약하다. 마지막 특징인 망특징(mesh feature)은 숫자의 전역적인 형태 정보를 제공하나, 국부적인 특성의 표현이 취약하다. 즉, 이들 각각의 특징들을 상호 보완적인 특성을 가지므로 이들을 결합하여 사용하면 인식률의 향상에 기여할 수 있을 것이다. 본 연구에서는 인식률의 향상을 위해, 상기의 3가지 특징들을 결합하여 다음과 같은 3종류의 복합 특징을 구성하여 사용하였다. 이 복합 특징들 각각은 차후에 결합인식기내의 부인식기의 입력으로 사용된다.

- 복합특징 1 = directional feature( $[4 \times 4]$  4개) + global feature( $[4 \times 4]$  1개)
- 복합특징 2 = mesh feature( $[10 \times 10]$  1개) + crossing point feature(20-D vector 1개)
- 복합특징 3 = directional feature( $[4 \times 4]$  4개) + global feature( $[4 \times 4]$  1개) + crossing point feature(20-D vector 1개)

### III. 결합 인식기의 구성

단일 인식기에 의한 패턴 분류는 그 인식성능에 한계가 있으므로 최근에는 여러 개의 부인식기로 구성되는 결합인식기의 사용에 대한 연구가 수행되고 있다. 일반적으로 부인식기로 구성되는 결합인식기의 처리방법은 다음과 같다. 먼저, 학습용 패턴의 특징을 사용하여 각각의 부인식기를 학습시킨다. 그후, 미지 패턴의 특징을 입력으로 하여 각 부인식기의 출력을 구하고, 이 부인식기들의 출력을 융합함으로써 최종적인 인식결과를 얻는다. 이때 부인식기의 융합 방법(network fusion)은 tightly couple 방법과 loosely couple 방법으로 분류할 수 있는데, tightly couple 방

법은 부인식기들의 중간 처리 결과들을 합성하여 종인식결과를 얻는다.[10] 한편 loosely couple 방법은 부인식기들의 출력들을 합성하여 최종 인식결과를 얻는데, 이 경우 부인식기들의 출력을 융합하는 방법으로는 winner take all, averaging, majority voting, Dempster-shafer method, BKS(Behavior Knowledge Space) method 그리고 Fuzzy Integral 등이 있다. 다수의 상이한 특징들을 모두 결합하여 입력으로 사용하는 하나의 단일인식기를 사용하는데 비해, 소수의 특징들을 입력으로 사용하는 부인식기들을 여러개 결합하는 결합인식기 방식은 다음의 잇점을 갖는다. 즉, 각각의 특징들간의 중복된(redundant) 특성 정보의 사용을 최소화하며, 입력벡터의 차수를 감소시킨다. 또한, 계산시간 및 인식기의 수령면에서 유리하다. 그 외에 부인식기들의 결합방법으로서 여러 기법들을 연구해 봄으로써 보다 효과적인 인식기를 개발할 수도 있다.

본 연구에서는 숫자인식을 위한 인식기로서 3개의 부인식기를 결합한 결합인식기를 사용한다. 이때, 3개의 부인식기는 동일한 종류로서 다층퍼셉트론 신경회로망을 사용하며, 이들 부인식기들의 출력의 합성 방법으로는 퍼지적분(Fuzzy Integral) 사용한다.[12] 여기서 각각의 부인식기의 입력으로는 상기의 복합 특징들이 개별적으로 사용된다. 그럼 3은 본 인식기의 블록도를 나타낸다.

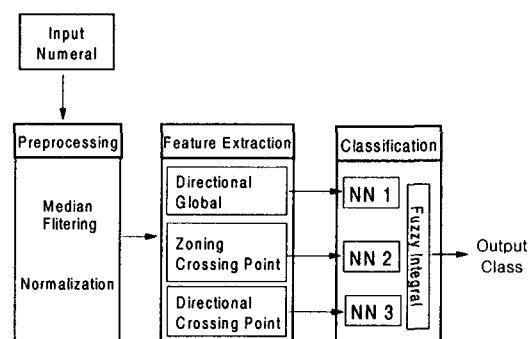


그림 3. 제안된 숫자인식 시스템의 전체 블록도  
Fig. 3 The overall Recognition System

본 시스템에서 사용하는 퍼지적분(fuzzy integral)은 퍼지측도(fuzzy measure)를 사용하여 정의되는 비선형 함수로서, 다수의 정보원(sources of informat

ion)의 결과를 결합하는 도구로서 이용이 가능하며, 이는 결합인식기의 사용시 각 부인식기의 결과를 융합하는 방법으로 유용하게 사용될 수 있다.[12]

먼저, 폐지측도  $g$ 는 다음으로 정의된다. 즉,  $P(X)$ 를 전체집합  $X$ 의 모든 부분집합(공집합  $\emptyset$  포함)의 모임(collection)이라 할 때, 전체집합  $X$ 의 임의의 부분집합을  $[0,1]$  사이의 실수값에 대응시키는 함수  $g : P(X) \rightarrow [0,1]$ 에서 특히 다음 3조건을 만족하는 함수를 폐지측도라 한다.

$$<\text{조건 } 1> g(\emptyset) = 0, g(X) = 1$$

$$<\text{조건 } 2> A \subset B \text{ 이면, } g(A) \leq g(B)$$

$$<\text{조건 } 3> A_1 \subset A_2 \subset \dots \text{ 또는, } A_1 \supset A_2 \supset \dots \text{ 이면,}$$

$$\lim_{n \rightarrow \infty} g(A_n) = g(\lim_{n \rightarrow \infty} A_n)$$

상기의 조건에서  $A, B, A_1, A_2$  는  $X$ 의 부분집합을 의미한다. Sugeno는 식(2)의 특성을 갖는  $\lambda$ -폐지측도를 제안하였다.

$$g(A \cup B) = g(A) + g(B) + \lambda g(A)g(B), \quad \text{for all } A, B \subset X, \quad \dots (2)$$

$$A \cap B = \emptyset, \quad -1 < \lambda$$

한편, 폐지적분은 다음과 같이 정의된다. 즉, 임의의 전체집합  $X$ 에 대하여, 함수  $h : X \rightarrow [0,1]$ 가 정의되어 있고, 폐지척도  $g : P(X) \rightarrow [0,1]$ 가 정의되어 있으며, 또한  $E$ 가  $X$ 의 부분집합들 중 하나일 때, 전체집합  $X$ 에서 폐지척도  $g$ 에 대한 함수  $h$ 의 폐지적분은 식 (3)으로 정의된다.

$$\int_X h(x) \cdot g(\cdot) = \max_{E \subset X} \left[ \min \left( \min_{x \in E} h(x), g(E) \right) \right] \quad \dots (3)$$

$$= \max_{\alpha \in [0,1]} \left[ \min \left( \alpha, g(A_\alpha) \right) \right] \quad \text{where, } A_\alpha = \{x \mid h(x) \geq \alpha\}$$

상기의 폐지적분은 전체 평가 항목  $X$ 에서, 주관적인 평가측도  $g$ 와 객관적인 평가치  $h$ 사이의 “최대 일치 정도”를 찾는 것으로 해석될 수 있다. 이때 전체집합  $X$ 가 유한집합인 경우에는 폐지적분이 쉽게 계산될 수 있다. 즉, 임의의 유한인 전체집합  $X = x_1, x_2, \dots, x_n$ 에 대하여, 함수  $h : X \rightarrow [0,1]$ 가 정의되어 있고,  $h(x_1) \geq h(x_2) \geq \dots \geq h(x_n)$ 이라고 하면, (만일 이 부등식이 성립하지 않으면, 성립하도록  $X$ 를 재정렬해야 한다) 전체집합  $X$ 상에서 폐지측도  $g$ 에 대한 폐지적분  $I$ 는 식 (4)로 계산될 수 있다.

$$I = \max_{i=1}^n [\min(h(x_i), g(A_i))] \quad \dots (4)$$

여기서,  $A_i = \{x_1, x_2, \dots, x_i\}$ 가 되고,  $g$ 로서  $\lambda$ -폐지측도를 사용할 경우,  $g(A_i)$ 값은 다음 식에 의해 반복적으로 계산할 수 있다.

$$g(A_i) = g^i + g(A_{i-1}) + \lambda g^i g(A_{i-1}), \text{ for } 1 < i \leq n \quad \dots (5)$$

여기서,  $g^i = g(x_i)$ ,  $g(A_1) = g(x_1) = g_1$ 를 나타내며,  $\lambda$ 값은 다음 식으로 계산된다.

$$\lambda + 1 = \prod_{i=1}^n (1 + \lambda g^i), \quad -1 < \lambda < \infty, \quad \lambda \neq 0 \quad \dots (6)$$

결국,  $\lambda$ -폐지측도  $g$ 에 대한 폐지적분은 기본 평가측도  $g^i$ 에 의해 결정되는데, 이  $g^i$ 는 최종평가에 대한 평가항목  $x_i$ 의 기여도로 해석될 수 있다. 폐지적분은 평가측도  $g^i$ 값이 급격하게 변할 수 있기 때문에 부인식기 출력들의 결합에 있어서 단순한 평균화(averaging) 방법이나 다수에 의한 선택(majority voting) 방법에 비해 부인식기들의 출력의 차이가 미소한 경우에 좋은 성능을 발휘하는 잇점을 가진다. 그러나 폐지측도를 결정하는 평가측도가 이후 결합될 초기정보의 상대적인 기여도로 해석될 수는 있지만, 이를 초기에 어떻게 정하는가는 미해결 문제로 남아있다. 폐지적분의 성능은 이 평가측도에 크게 의존하기 때문에 이의 결정은 매우 중요하다. 본 연구에서는 이를 각부인식기의 자체 인식율을 사용하여 정하였다.

#### IV. 실험 및 고찰

제안된 기법의 성능 테스트를 위해 PentiumII 400 PC에서 C언어를 사용하여 실험하였다. 실험에 사용한 숫자 데이터는 캐나다 Concordia 대학의 필기체 숫자 데이터베이스로서, 그림 4는 이 데이터베이스내의 숫자들 일부를 보인다.

0123456789012345  
 12345678901234  
 123456789012345  
 012345678901234  
 0123456789012345

그림 4. 실험에 사용한 필기체 숫자들의 예

Fig. 4 Some examples of data set

본 실험에서는 다음 3종류의 복합 특징들 각각을 결합인식기내의 부인식기의 입력으로 사용하였다.

- 복합특징 1 = directional feature([4×4] 4개) + global feature([4×4] 1개)
- 복합특징 2 = mesh feature([10×10] 1개) + crossing point feature(20-D vector 1개)
- 복합특징 3 = directional feature([4×4] 4개) + global feature([4×4] 1개) + crossing point feature(20-D vector 1개)

실험에서 사용한 신경회로망 부인식기는 모두 동일한 것을 사용하였으며, 그의 사양은 다음과 같다. 즉, 모든 입력값은 [0,1]로 정규화하여 사용하였으며, 입력노드수는 해당 복합특징의 요소 개수로 하였다. 1개의 은닉층을 사용하였고, 은닉층의 노드수는 입력 노드수의 80%를 취하였다. 출력노드수는 숫자 '0'~'9'에 대응하여 10개이다. 각 신경회로망의 학습시에 0.9의 학습율과 0.7의 관성율을 사용하였다. 실험용 데이터로는 캐나다 Concordia 대학의 필기체 숫자 데이터베이스를 사용하였으며, 총 2,000개의 숫자 데이터를 신경회로망의 학습에 사용하였고, 학습에 사용되지 않은 2,000개의 숫자 데이터를 사용하여 테스트를 수행함으로써 본 인식기의 인식률을 검사하였다. 또한, 인식시스템의 부인식기인 각 신경회로망에서 사용한 인식거부 기준(RC, rejection criteria)으로는 식 (7)을 사용하였다.

$$RC = \frac{O_1 - O_2}{O_1 + O_2} \quad \dots \dots \dots (7)$$

여기서,  $O_1$ 은 신경회로망의 가장 큰 출력값이며,

$O_2$ 는 신경회로망의 두 번째로 큰 출력값을 나타낸다. 본 실험에서는  $RC < 0.2$  조건이 만족되면 인식을 거부하였다. 그리고 인식결과의 신뢰도(reliability)는 식 (8)로 계산하였다. 이 식에서 Recog.는 특정 숫자에 대한 정인식률을 나타내며, Subs.는 특정 숫자에 대한 오인식률을 나타낸다.

$$Relib. = \frac{Recog.}{Recog. + Subs.} \times 100 \quad \dots \dots \dots (8)$$

먼저, 제안된 결합인식기의 부인식기 각각에 대한 인식률 실험을 하였다. 이 실험은 단일인식기를 사용할 경우에 본 논문에서 제시한 각 복합특징이 나타내는 인식률을 알려주며, 또한 이 실험결과로 얻어지는 각 부인식기의 평균 인식률은 차후에 각 부인식기의 출력을 융합하는데 사용되는 페지적분의 연산에서 페지측도의 계산시 필요한 평가측도  $g^i$ 의 결정에 사용될 수 있다.

표 1은 복합특징 1을 사용하여 실험한 신경회로망 부인식기의 인식률 결과를 보인다. 이때, 신경회로망 부인식기의 입력값을 위해 특징값을 구간 [0,1]사이의 값으로 정규화하기 위해 4개의 directional feature에 대해서는 특징값을 10으로 나누어 사용하였고, 1개의 global feature에 대해서는 특징값을 12로 나누어 사용하였다. 학습시에 나타난 학습 에러율은 0.8%로서 이 학습결과는 같은 숫자데이터에 의한 다른 연구의 결과와 비슷하거나 다소 우수하다. 표 1을 보면 숫자 '8'의 인식률이 나쁘게 나타나는데, 이는 사용된 특징의 크기가 [4×4]로서 매우 작아서 숫자 '8'이 기울어져 있거나, 매우 좁은 형태이면 이 특징은 '8'의 형태를 보존하기가 어렵기 때문으로 분석된다.

표 2는 복합특징 2를 사용하여 실험한 신경회로망 부인식기의 인식률 결과를 보인다. 학습시에 나타난 학습 에러율은 0.7%로서 이 학습결과는 복합특징 1 보다 다소 우수하다. 표 2를 보면 숫자 '2'와 '3'의 인식률이 다소 나쁘지만, 전체적으로 앞의 복합특징 1 보다 우수한 인식률을 보이는데, 이는 이 복합특징이 숫자의 구조적 전역 특징을 잘 표현하기 때문으로 분석된다.

표 3은 복합특징 3을 사용하여 실험한 신경회로망 부인식기의 인식률 결과를 보인다. 학습시에 나타난 학습 에러율은 0.01%로서 이 학습결과는 앞서의 두

복합특징의 경우보다 우수하다. 또한 표에서 보듯이 이 복합특징의 인식률은 앞서의 두 복합특징의 경우보다 우수한데, 이는 복합특징이 숫자의 국부적 특징과 전역적 특징 및 구조적 특징을 모두 포함하기 때문으로 생각된다.

표 1. 복합특징 1에 대한 부인식기의 인식결과  
Table 1. Recognition result using feature set 1

Pattern	Recog.	Subs.	Reject.	Reliab.
0	97.5	2.5	0.0	97.5
1	98.0	1.5	0.5	98.5
2	93.5	4.5	2.0	95.4
3	94.5	5.5	0.0	94.5
4	96.0	2.5	1.5	97.5
5	95.5	4.0	0.5	95.9
6	96.5	2.0	1.5	98.0
7	95.5	4.0	0.5	96.0
8	88.0	12.0	0.0	88.0
9	96.5	2.5	1.0	97.5
Avg.	95.15	4.10	0.75	95.88

표 2. 복합특징 2에 대한 부인식기의 인식결과  
Table 2. Recognition result using feature set 2

Pattern	Recog.	Subs.	Reject.	Reliab.
0	98.0	1.0	1.0	99.0
1	100	0.0	0.0	100
2	92.0	7.0	1.0	93.0
3	91.0	9.0	0.0	91.0
4	97.0	3.0	0.0	97.0
5	93.5	4.5	2.0	95.4
6	97.5	2.5	0.0	97.5
7	96.5	3.5	0.0	96.5
8	93.5	6.0	0.5	94.0
9	97.5	2.5	0.0	97.5
Avg.	95.65	3.90	0.45	96.09

표 3. 복합특징 3에 대한 부인식기의 인식결과  
Table 3. Recognition result using feature set 3

Pattern	Recog.	Subs.	Reject.	Reliab.
0	97.5	2.5	0.0	97.25
1	100	0.0	0.0	100
2	93.0	7.0	0.0	93.0
3	95.0	5.0	0.0	95.0
4	98.0	2.0	0.0	98.0
5	97.0	3.0	0.0	97.0
6	96.0	3.5	0.5	96.5
7	98.0	2.0	0.0	98.0
8	97.0	3.0	0.0	97.0
9	98.0	2.0	0.0	98.0
Avg.	96.95	3.00	0.05	96.97

마지막으로, 표 4는 각각의 복합특징을 입력으로 하는 3개의 부인식기의 출력을 퍼지적분으로 융합한 결합인식기를 사용하여 숫자인식 실험을 수행한 결

과를 보인다. 퍼지적분에서 사용되는  $\lambda$ -폐지축도  $g$ 는 기본 평가축도  $g^i$ 에 의해 결정된다. 이  $g^i$ 는 최종 평가를 위한 기초 평가항목  $x_i$ 의 상대적인 기여도로 해석될 수 있으므로, 본 실험에서는 각 부인식기의 평균 인식률을 근거로 하여 각각의  $g^i$ 를  $g^1=0.31$ ,  $g^2=0.32$ ,  $g^3=0.33$ 으로 결정하여 사용하였다. 이 표에서 보듯이 제안된 결합 인식기를 사용함으로써 97.85%의 필기체 숫자 인식률을 달성하였다. 본 실험의 결과 결합인식기를 사용함으로써 단일 인식기의 경우보다 우수한 인식률을 얻을 수 있었으며, 각 부인식기 출력의 융합 방법으로서 퍼지적분이 효과적으로 사용될 수 있음을 확인하였다.

표 4. 제안된 결합인식기에 의한 인식결과

Table 4. Final recognition result by proposed system

Pattern	Recog.	Subs.	Reject.	Reliab.
0	97.5	2.5	0.0	97.5
1	100	0.0	0.0	100
2	96.5	3.5	0.0	96.5
3	95.5	4.5	0.0	95.5
4	98.5	1.5	0.0	98.5
5	98.0	2.0	0.0	98.0
6	97.5	2.5	0.0	97.5
7	98.0	2.0	0.0	98.0
8	98.0	2.0	0.0	98.0
9	99.0	1.0	0.0	99.0
Avg.	97.85	2.15	0.0	97.85

## V. 결 론

본 논문에서는 오프라인 필기체 숫자인식을 위해 복합특징과 결합인식기를 이용하는 기법을 제안하였다. 숫자의 특징으로는 숫자의 국부적 특징정보를 효과적으로 제공하는 방향특징과 전역특징을 제공하는 망특징 그리고 구조적 특징을 제공하는 교차점 특징을 선정하고, 상호 보완적인 특성을 나타내는 이들 각 특징들을 결합함으로써 3개의 복합특징을 새로이 구성하여 사용하였다. 인식기로는 제한적 인식성능을 나타내는 단일인식기 대신에 3개의 신경회로망 부인식기로 구성되는 결합인식기를 사용하여 인식률 향상을 도모하였으며, 이때 결합인식기에서 각 부인식기 출력들의 융합방법으로서 퍼지적분을 이용하는 방안을 제시하였다. 캐나다 Concordia 대학의 필기체

숫자 데이터베이스를 사용하여 실험한 결과 제안된 기법에 의해 97.85%의 인식률을 달성하였다. 본 연구의 결과 결합인식기를 사용함으로써 단일 인식기의 경우보다 우수한 인식률을 얻을 수 있었으며, 각 부인식기 출력의 합성 방법으로서 퍼지적분이 효과적임을 알 수 있었다.

대부분의 패턴인식 분야와 마찬가지로 필기체 숫자인식에 있어서도 좋은 특징은 인식률의 향상에 핵심적인 요소가 된다. 따라서 숫자의 특성을 잘 나타내는 효과적인 특징추출 기법의 선정 및 새로운 기법에 대한 연구는 매우 중요하다고 생각된다. 현재 제안된 인식 시스템의 성능향상을 위해서 숫자의 국부적인 방향특징을 보다 효율적으로 추출하는 새로운 특징추출 기법의 연구를 수행중이며, 결합인식기내의 부인식기 출력들을 융합하는 퍼지적분에서 있어서 기본 평가측도를 효과적으로 결정하는 방법의 추가 연구도 필요하다고 생각된다.

### 참고문헌

- [1] Ø.D.Trier, A.K.Jain and T.Taxt, "Feature Extraction Methods for Character Recognition -A Survey", Pattern Recognition, Vol. 29, No. 4, pp. 641-662, 1996.
- [2] L.Lam and C.Y.Suen, "Structural classification and relaxation matching of totally unconstrained handwritten zip code numbers", Pattern Recognition, Vol. 21, No. 1, pp. 19-31, 1988.
- [3] G.L.Martin and J.A.Pittman, "Recognizing Hand-Printed Letters and Digits Using Back-propagation Learning", Neural Computation, Vol. 3, pp.258-267, 1991
- [4] K.M. Mohiuddin and J.Mao, "A comparative study of different classifiers for handprinted character recognition", Pattern Recognition in practice IV, pp. 437-448, 1994.
- [5] S.Knerr and L.Personnaz and G. Dreyfus, "Handwritten digit recognition by neural networks with single-layer training", IEEE Trans. Neural Networks, Vol. 3, No. 6, pp. 962-968, 1992.
- [6] Seong-Whan Lee, "Off-Line Recognition of Totally Unconstrained Handwritten Numerals Using Multilayer Cluster Nerual Network", IEEE Trans. on PAMI, Vol. 18, No. 6, pp. 648-652, 1996.
- [7] S.B.Cho, "Neural network classifiers for recognizing totally unconstrained handwritten numerals", IEEE Trans. on Neural Networks, Vol. 8, No. 1, pp. 43-53, 1997.
- [8] Y.S. Huang and C. Y. Suen, "A method of combining multiple experts for the recognition of unconstrained handwritten numerals", IEEE PAMI, Vol. 17, No. 1, 1995.
- [9] 류강수, 김우태, 진성일, "다중특징과 모듈화된 신경회로망을 이용한 인쇄체 및 필기체 혼용 숫자 인식", 전자공학회논문지, 제32권 B편 제10 호, pp.101-111, 1995
- [10] 류강수, 진성일, "모듈화된 신경망 중간층출력의 재 학습에 의한 필기체 숫자인식", 정보과학회 논문지, 제23권 9호, pp. 931-939, 1996.
- [11] J.Cao, M.Ahmao and M.Sridhar, "Recognition of Handwritten Numerals with Multiple features and Multiple Classifier", Pattern Recognition, Vol. 28, No. 2, pp.153-160, 1995
- [12] S.B.Cho and J.H.Kim, "Multiple network fusion Using Fuzzy Logic", IEEE trans. Neural Networks, Vol. 6, No. 2, pp.487-501, March, 1995.



박종조(Joong-Jo Park)  
 1981년 고려대학교 전기공학  
 과 졸업, 학사  
 1983년 고려대학교 대학원  
 전기공학과 졸업, 석사  
 1995년 고려대학교 대학원  
 전기공학과 졸업, 박사  
 1996년~현재 경상대학교 전기전자공학부 부교수  
 ※ 관심분야 : 컴퓨터비전, 생체인식



송영기(Young-Gi Song)

1996년 경상대학교  
제어계측공학과 졸업, 학사  
1998년 경상대학교 대학원  
제어계측공학과 졸업, 석사  
1998-1999년 기아정보시스템  
연구소, 연구원

1999년~현재 (주)현대정보기술, 정보기술연구소, 선  
임연구원

※주관심분야 : 컴퓨터비전, 생체인식시스템, SVM.



김경민(Kyoung-Min Kim)

1988년 고려대학교  
전기공학과 졸업, 학사  
1991년 고려대학교 대학원  
전기공학과 졸업, 석사  
1996년 고려대학교 대학원  
전기공학과 졸업, 박사

1997년~현재 여수대학교 전기공학과 조교수

※주관심분야 : 컴퓨터비전, 퍼지 및 신경회로망 응용