

Local min/max 연산을 이용한 필기체 숫자의 방향특징 추출

Directional Feature Extraction of Handwritten Numerals using Local min/max Operations

정순원*, 박중조**

Soon-Won Jung*, Joong-Jo Park**

요약

본 논문에서는 local min/max 연산을 이용한 필기체 숫자의 방향특징 추출 기법을 제안한다. 숫자의 방향특징은 숫자를 이루는 선에서 수평, 수직 및 두 대각방향인 4개 방향의 선들로 구성된 방향선분 영상으로부터 구해진다. Kirsch 마스크를 사용하는 기존의 방향특징 추출기법은 에지형태인 두 겹으로 된 방향선분 영상을 생성하는데 반해 본 논문에서 제시하는 방법은 방향성 수축연산을 사용하여 한 겹으로 된 방향선분 영상을 생성한다. 본 방향성 수축연산을 숫자영상에 적용하기 위해서는 먼저 세선화, 영상 팽창 등의 전처리가 필요하지만 이 방법은 숫자를 이루는 선 자체와 더욱 유사한 형태를 갖는 방향선분을 제공한다. 우리가 구하고자 하는 [4x4]크기인 4개의 방향특징은 4개의 방향선분 영상으로부터 조닝방법을 통해 구해진다. 보다 높은 필기체 숫자인식을 얻기 위해, 본 연구에서는 우리가 제안한 방향특징에 기존의 Kirsch 방향특징과 오목특징을 결합한 다중특징을 사용하였다. 본 숫자 특징에 의한 인식률을 테스트를 위해 오류역전과 알고리즘으로 학습되는 다층퍼셉트론 신경회로망을 인식기로 사용하였으며, Concordia 대학의 CENPARMI 숫자 데이터베이스를 사용하여 실험한 결과 98.35%의 인식률을 얻을 수 있었다.

Abstract

In this paper, we propose a directional feature extraction method for off-line handwritten numerals by using the morphological operations. Direction features are obtained from four directional line images, each of which contains horizontal, vertical, right-diagonal and left-diagonal lines in entire numeral lines. Conventional method for extracting directional features uses Kirsch masks which generate edge-shaped double line images for each direction, whereas our method uses directional erosion operations and generate single line images for each direction. To apply these directional erosion operations to the numeral image, preprocessing steps such as thinning and dilation are required, but resultant directional lines are more similar to numeral lines themselves. Our four [4x4] directional features of a numeral are obtained from four directional line images through a zoning method. For obtaining the higher recognition rates of the handwritten numerals, we use the multiple feature which is comprised of our proposed feature and the conventional features of a kirsch directional feature and a concavity feature. For recognition test with given features, we use a multi-layer perceptron neural network classifier which is trained with the back propagation algorithm. Through the experiments with the CENPARMI numeral database of Concordia University, we have achieved a recognition rate of 98.35%.

Keywords : Handwritten numeral recognition, Morphological operation, Directional feature, Neural network

1. 서론

필기체 숫자인식은 필기자들의 필체에 따라 숫자의 패턴이 매우 다양하고 잡음이나 왜곡으로 변형되어 있기 때문에 높은 인식률을 얻기가 어려운 인식분야이다. 이는 우편

번호 인식, 생산 자동화나 분류 자동화 등에서 특히 그 응용성이 크지만, 인식률 개선을 위해 극복해야될 어려운 문제로 남아 있기 때문에 이를 해결하고자 다양한 접근 방법들이 연구 발표되고 있다.

일반적으로 인식 시스템의 성능은 인식기의 종류와 인식기가 사용하는 특징에 따라 좌우된다. 숫자의 특징이란 동종의 유사성과 이종의 숫자 형상의 차이점을 잘 표현하는 특성을 수치화한 것으로서, 국부적 특징과 전역적 특징이 있다. 이때 좋은 특징이란 높은 인식률을 성취하는 것으로서 연구방향에 따라 많은 종류가 보고되고 있다. 필기체

* (주)니트젠 기술연구소

**경상대학교 전기전자공학부, ERI (교신저자)

접수일자 : 2008. 12. 9 수정 완료 : 2009. 1. 8

게재확정일자 : 2009. 1. 28

숫자인식을 위한 기존의 특징추출 기법으로는 mesh 특징, crossing point 특징, curvature 특징, ring zoning 특징, 상하대각 projection 특징, kirsch 연산자를 이용한 direction 특징 및 concavity 특징등이 사용되고 있으며[1-4,8,9]. 필기체 숫자 인식을 위한 대표적인 인식기의 종류로는 숫자를 구성하는 화소의 통계적 특징에 근거한 인식기(feature vector based classifier), 문자의 형태 특성에 근거한 구조적인 인식기(syntactic and structural based classifier) 및 신경회로망을 이용한 인식기(neural network based classifier)등이 있으며, 최근에는 pseudo-Bayes discriminant function 및 SVM 인식기의 사용이 보고되고 있다[5-9].

기존의 필기체 숫자인식들은 대부분의 경우 효과적인 인식기 설계에 대한 연구가 활발한 반면 특징추출 기법의 연구는 미흡한 편이다. 그러나 이용할 수 있는 특징의 종류가 제한된 상태에서 인식기만을 개선하여 인식률을 높이는 데에는 한계가 있으며, 인식기의 성능이 입력 특징에 크게 의존함에 비추어 볼 때 필기체 숫자인식을 위한 새로운 특징추출기법의 개발이 필요한 실정이다.

필기체 숫자인식을 위한 특징추출 기법으로서 기존의 효과적인 기법을 조사해 보면 kirsch mask를 이용한 방향특징(directional feature)과 오목특징(concavity feature)등이 있으며, 이들 특징은 단독 또는 결합형으로 사용되어 비교적 높은 인식률을 달성하고 있다. 이 중에서 kirsch mask를 이용한 방향특징은 숫자를 이루는 선을 대표적인 4-방향에 따라 방향성 선분으로 분할하여 특징으로 사용하는 것으로서, 각 방향성분의 종류와 위치를 검출하여 4개의 방향 선분 영상을 구하고 이들을 축소하여 필기체 숫자의 특징으로 사용한다. 이 방법에 의해 구해지는 특징은 숫자의 국부적인 방향 특성에 대한 정보를 잘 포함하고 있으나 kirsch 에지 검출기를 4-방향 선분 검출에 사용하므로 숫자의 선을 직접 추출하여 사용하지 않고 그 윤곽선을 사용한다. 이에 대해 본 연구에서는 숫자를 이루는 선의 윤곽선 대신에 선 자체의 방향 선분을 추출하는 기법을 제시한다. 이를 위해 방향성 local min 연산의 침식특성을 사용하는데, 이 연산을 사용하기 위해서는 입력되는 숫자영상에 대해 세선화 및 영상팽창등의 전처리 과정이 추가로 필요하게 되나, 얻어지는 방향특징은 숫자의 선분 자체 정보로부터 구해진다. 이러한 방법으로 고안된 숫자의 방향특징에 대해 다층퍼셉트론 신경회로망 인식기를 사용하여 숫자인식을 수행하였다. 또한 본 연구에서는 제안된 특징 외에 kirsch 방향특징과 오목특징을 포함한 복합특징을 사용하여 필기체 숫자인식의 인식률 향상을 도모하였다. 제안된 기법의 성능 테스트를 위해서 캐나다 Concordia 대학의 필기체숫자 데이터베이스를 사용하여 실험하여 그 유용성을 확인하였다.

본 논문의 구성은 1장의 서론에 이어, 2장에서는 본 연구에서 제안하는 필기체 숫자의 특징추출기법과 기존의 유용한 두 가지 특징추출기법에 대해서 설명하고, 3장에서는 신경회로망 인식기에 대해 간단히 소개한다. 4장에서는 실험을 통해 제안된 숫자특징을 사용한 인식성능을 고찰하

고, 마지막으로 5장에서 결론을 맺는다.

II. 필기체 숫자의 특징추출

숫자인식을 위한 좋은 특징이란 동종의 숫자들 간에는 동일한 특성을 나타내고 이종의 숫자들 간에는 서로 구별되는 상이한 특성을 나타내어 높은 인식성능을 성취할 수 있는 것을 말한다. 본 장에서는 먼저 제안된 방향특징에 대해 상세히 설명하고, 그 후 필기체 숫자인식에서 유용한 것으로 잘 알려져 있는 기존의 kirsch 방향특징과 오목특징의 추출기법을 간단히 기술한다.

2.1 제안된 방향특징 추출 기법

본 연구에서 제시하는 숫자영상의 특징추출 방법에서는 필기체 숫자의 방향 선분을 보다 효과적으로 구하기 위해 모폴로지 연산의 일종인 local min 연산을 사용한다. 이는 수축연산의 침식 특성을 이용하는 것으로서, 먼저 4 방향에 대한 방향성 local min 연산들을 정의하고, 주어진 숫자영상에 이들 연산을 개별적으로 적용하여 숫자를 이루는 선에 대해 4 방향 각각에 대응하는 선분으로만 이루어진 방향선분영상을 얻는다. 그림 1은 ‘0’로 표시되는 목표 화소에 대해 4종류의 방향성 local min 연산이 수행되는 윈도우 영역을 보인다. 그림에서 각 방향에 대한 local min 연산은 해당 윈도우영역내의 최소값을 목표 화소의 화소값으로 취하는 것으로 정의되며, 이는 지정된 방향에 대해서만 침식(erosion)효과를 나타내게 된다.

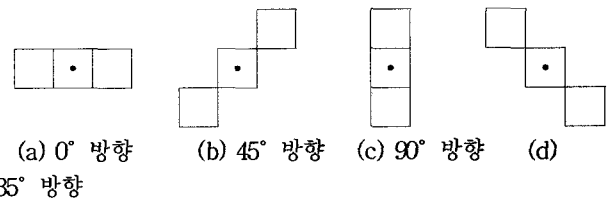


그림 1. 방향성 local min 연산의 윈도우 영역

Fig. 1. window area for directional local min operation

본 기법의 개념을 간단히 설명하면, 주어진 숫자 영상에 대해 예로서 90° 방향의 방향성 local min 연산을 적용할 경우 숫자를 이루는 선에서 90° 방향인 선분만이 남아있게 되고 나머지 방향의 선분들은 모두 침식되어 없어지게 된다. 이런 방식으로 숫자영상에 상기 4가지의 방향성 local min 연산을 개별적으로 적용함으로써 4개의 방향선분영상을 얻을 수 있다.

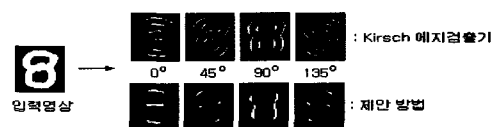


그림 2. 방향선분영상의 비교

Fig. 2. Comparison of directional line image

그림 2는 본 연구에서 제시하는 방법과 기존의 Kirsch에 지 검출기[1,2]에 의해 구해진 방향선분영상을 비교하여 보이는데 제안방법이 숫자선의 방향선분을 보다 명확하게 나타낼 수 있다. 본 방법을 사용하려면 숫자영상에서 숫자를 이루는 선의 두께가 일정해야 하므로 이를 위한 전처리과정이 필요하다.

이상의 개념을 이용하여 숫자영상에서 특징을 추출하는 과정의 세부 절차를 흐름도로 나타내면 그림 3과 같다. 본 처리 절차는 전처리 과정과 특징추출 과정으로 나뉜다.

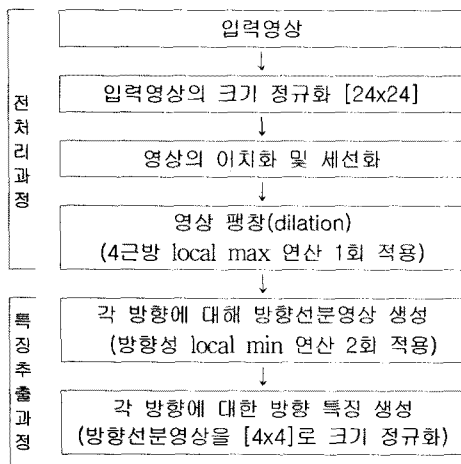


그림 3. 전처리 및 특징 추출 흐름도

Fig. 3. Flowchart of preprocessing and feature extraction

먼저, 그림 3의 흐름도에서 전처리 과정은 다음과 같다. 입력되는 숫자영상은 크기가 일정하지 않을 수 있으므로 먼저 크기 정규화를 수행하여 [24x24]크기의 영상으로 만든다. 이때 크기 정규화는 2차보간에 의한 영상의 확대 및 축소방법을 사용한다. 그 후 영상을 이치화하고 세선화를 수행하여 숫자가 1화소폭의 선으로 이루어지도록 한다. 그 후 4근방 local max 연산을 1회 수행하여 영상을 팽창(dilation) 시킴으로써 숫자가 일정한 두께의 선으로 이루어지도록 한다. 그림 4는 '·'로 표시되는 목표화소에 대해 4 근방 local max 연산이 수행되는 윈도우영역을 보인다. 그림에서 4근방 local max 연산은 해당 윈도우영역내의 최대값을 대상화소의 화소값으로 취하는 것으로 정의되며, 이는 영상의 팽창효과를 나타내게 된다. 이런 방식으로 일정한 두께의 선으로 이루어진 숫자영상을 만들고 이 영상으로부터 숫자의 특징을 추출한다.

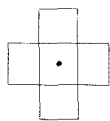


그림 4. 4근방 local max 연산의 윈도우 영역

Fig. 4. window area for 4-neighbor local max operation

상기의 전처리 과정에 의해 선의 굵기가 일정한 숫자영

상이 얻어지면 이로부터 숫자의 특징을 추출한다. 먼저 전처리된 숫자영상에 그림 1에서 보이는 4종류의 방향성 local min 연산을 2회 적용하여 숫자 선의 두께보다 큰 폭으로 숫자를 침식시킴으로써 해당 방향의 선분만으로 이루어진 4개의 방향영상을 구한다. 이 방향영상들은 각 방향에 대해 숫자를 이루는 선의 국부적 특성을 나타내게 된다. 이러한 방법으로 구해진 4장의 [24x24] 크기의 방향영상 각각에 조닝(zoning) 방법을 적용하여 방향영상을 [6x6] 크기인 여러 개의 부영역들로 분할하고 하나의 부영역에 하나의 특징값을 할당함으로써 방향특징을 생성한다. 이로써 하나의 숫자에 대해 [4x4] 크기인 방향특징이 4개 생성된다.

2.2 기존의 유용한 숫자 특징 추출 기법

여기서는 필기체 숫자인식에서 유용한 특징으로 잘 알려져 있는 기존의 kirsch 방향특징과 오목특징의 추출기법을 간단히 기술한다. 먼저, kirsch 방향특징은 다음의 방법으로 추출된다. 입력영상을 [32x32] 크기로 정규화하고, 이에 kirsch 에지 연산자를 적용하여 4-방향 각각에 대한 방향영상들을 생성한다. 이들 방향영상은 숫자의 에지 형태를 표현하게 된다. 그 후 4장의 [32x32] 크기인 방향영상 각각에 조닝 방법을 적용하여 이 방향영상을 [8x8] 크기인 여러 개의 부영역들로 분할하고 하나의 부영역에 하나의 특징값을 할당함으로써, 주어진 숫자에 대해 [4x4] 크기인 방향특징 4개를 생성한다. 또 하나의 유용한 숫자특징인 오목특징은 숫자영상의 상하좌우 각 부분 및 밀폐부분의 배경정보를 제공하는 특징이다[1]. 숫자형상의 볼록외피(convex hull)로부터 추출되는 이 특징은 다음이 과정으로 추출된다. 먼저 주어진 숫자영상을 [40x40] 크기로 정규화하고, 이를 이치영상으로 변환한 후, 이로부터 숫자형상의 볼록외피를 구한다. 이 볼록외피와 숫자형상을 포함한 결합영상으로부터 '좌측오목', '우측오목', '상측오목', '하측오목' 및 '밀폐'의 5가지 오목특징을 구한다. 여기서, '좌측오목'은 결합영상의 좌측에서 볼 때 숫자형상에 의해 막히지 않고 보이는 볼록외피 화소들만으로 구성되는 부분이고, 마찬가지로 방법으로 '우측오목', '상측오목', '하측오목'은 각각 결합영상에서 우측, 상측, 하측에서 볼 때 숫자형상에 의해 막히지 않고 보이는 볼록외피 화소들만으로 구성되는 부분이다. 또한 '밀폐'는 결합영상에서 위의 4개의 오목 부분에 속하지 않는 볼록외피 화소들만으로 구성되는 부분이다. 이러한 방식으로 [40x40] 크기인 오목특징 영상이 5장 구해지면, 이들 오목특징 영상 각각에 조닝 방법을 적용하여 이 영상을 [8x8] 크기인 여러개의 부영역들로 분할하고 하나의 부영역에 하나의 특징값을 할당함으로써, 주어진 숫자에 대해 [5x5] 크기인 오목특징을 5개 생성한다.

상기 3가지 종류의 특징에서, 제안된 방향특징과 kirsch 방향특징은 숫자선 자체의 국부적 정보를 제공하며, 오목특징은 숫자의 배경정보를 제공하게 된다. 따라서 이 특징들을 복합적으로 사용할 경우 인식기에서 상호 보완적인 작용을 하게 되어 인식률을 높일 수 있다.

III. 신경회로망 인식기

본 연구에서는 필기체 숫자인식을 위한 인식기로서 다층퍼셉트론 신경회로망을 사용하였으며, 학습방법으로는 오류역전파알고리즘을 사용하였다[10,11]. Martin[7]은 숫자데이터에 대해 오류역전파학습알고리즘을 이용한 신경회로망 인식기의 성능과 학습용 샘플데이터의 크기에 대한 관계를 연구 발표하였는데, 그에 따르면 신경망의 구조가 인식 성능에 미치는 영향은 크지 않으며 주로 학습용 샘플데이터의 수량과 대표성이 인식률에 중요한 요소로 작용한다. 또한 은닉층의 노드 개수가 작으면 local minimum에 빠질 가능성이 있고, 은닉층의 노드 개수를 많게 하는 경우에는 학습용 샘플데이터의 개수가 많아야 한다고 하였다.

본 연구에서 인식기로 사용된 신경회로망은 완전연결(fully connected) 구조로서, 입력층의 노드 개수는 숫자특징의 특징값 총개수로 구성되고, 은닉층은 1개를 사용하였으며, 출력층은 구분해야 할 패턴의 개수가 숫자 0~9까지의 10개 이므로 10개의 노드로 구성된다. 이때 은닉층의 노드 개수는 실험을 통하여 결정하였다.

본 인식기의 학습방법으로 사용한 오류역전파알고리즘은 입력이 주어질 때 신경회로망의 실제출력과 목표출력사이의 오차를 줄이는 방향으로 노드간의 연결강도를 수정해간다. 학습시에 연결강도는 식 (1)에 따라 수정된다.

$$w_{ji}(n+1) = w_{ji}(n) + \Delta w_{ji}(n+1) \quad (1)$$

여기서, $w_{ji}(n)$ 와 $\Delta w_{ji}(n+1)$ 는 각각 n번째 학습시의 연결강도와 n+1번째 학습에서 계산된 연결강도의 수정량을 나타낸다. 식 (1)에서 연결강도의 수정량은 다음의 방식으로 계산된다. 즉, 먼저 실제출력과 목표출력 사이의 오차의 제곱을 식 (2)로 계산한다.

$$E = \frac{1}{2} \sum_j (t_j - o_j)^2 \quad (2)$$

여기서, t_j 는 목표출력의 j성분, o_j 는 실제출력의 j성분이다. 그러면, 노드 j와 노드 i사이의 연결강도 w_{ji} 의 수정량 Δw_{ji} 는 식 (3)으로 계산된다.

$$\Delta w_{ji} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ji}} = \eta \delta_j o_i \quad (3)$$

여기서, E는 목표출력과 실제출력간의 오차의 제곱이고, η 는 학습계수를 나타내며, δ_j 는 연결 ji의 종점 노드에 관한 오차신호, o_i 는 연결 ji의 시점 노드의 출력을 나타낸다. 식 (3)에서 오차신호 δ_j 는 노드가 출력층인가 은닉층인가에 따라 다르게 계산되는데, 먼저 출력층내의 노드 j에 대한 δ_j 는 식 (4)로 계산되고, 은닉층내의 노드 j에 대한 δ_j 는 식 (5)로 계산된다. 여기서 f_j 는 노드 j의 활성화함수로서 sigmoid함수가 사용되고, $net_j = \sum_k w_{kj} o_k$ 는 노드

로 입력되는 입력신호와 연결강도들의 곱의 총합이다. 이 오차신호는 출력층에서 가장 먼저 계산되고, 점차 입력층 방향으로 각 은닉층에 대해 계산되어 온다.

$$\delta_j = (t_j - o_j) f_j'(net_j) \quad (4)$$

$$\delta_j = f_j'(net_j) \cdot \sum_k \delta_k w_{kj} \quad (5)$$

결국, 식 (3)에 의해 연결강도의 수정량이 계산되는데, 본 연구에서는 이를 수정한 식 (6)을 연결강도의 수정량으로 사용하였다. 즉, n+1번째의 수정량은 식 (3)으로 계산된 수정량에 n번째의 수정량의 일정량을 고려하여 구해진다. 여기서, n은 학습회수, η 는 학습 계수, a는 모멘텀 계수이다. 식 (6)에서 모멘텀항 $a \Delta w_{ji}(n)$ 는 오차 진동을 적게 하여 수렴속도의 향상을 도모하게 해준다.

$$\Delta w_{ji}(n+1) = \eta \delta_j o_i + a \Delta w_{ji}(n) \quad (6)$$

본 신경회로망의 입력데이터로는 앞에서 구한 특징의 데이터 값을 구간 [0,1]사이의 실수값으로 정규화한 값을 사용해야 한다.

IV. 실험 및 고찰

제안된 기법의 성능 테스트를 위해 숫자인식 알고리즘을 C 언어를 사용하여 구현하였다. 본 실험에서 사용된 숫자데이터는 캐나다 Concordia 대학의 필기체 숫자 데이터베이스로서 이는 총 6000개의 숫자들로 구성되며, 이중 4000개를 신경회로망의 학습용 숫자 샘플로 사용하고 나머지 2000개를 테스트용 숫자로 사용하였다.

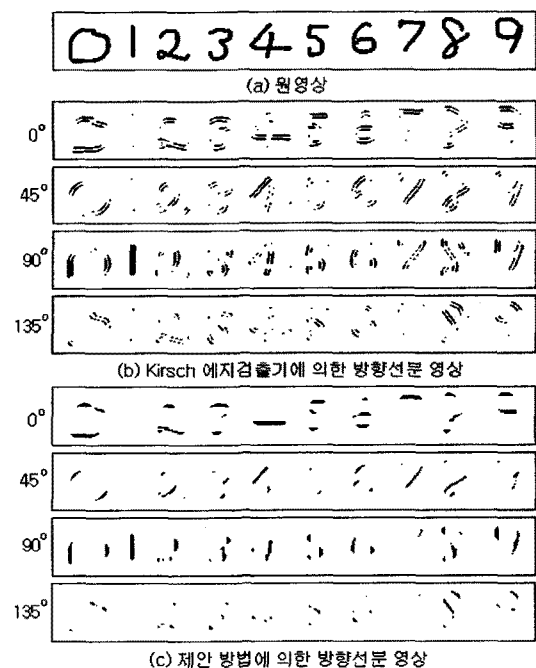


그림 5. 방향선분영상의 비교

Fig. 5. Comparison of directional line image

그림 5는 여러 필기체 숫자에 대해 제안 기법과 기존의 Kirsch 에지검출기에 의해 구해진 각 방향에 대한 방향성 선분영상을 비교하여 보인다. Kirsch 에지검출기가 숫자의 각 방향선분을 두 겹으로 나타냄에 비해, 방향성 local min/max 연산을 이용하는 제안 기법의 경우에는 단일 선으로 명확하게 나타냄을 볼 수 있다.

본 실험에서는 local min/max 연산을 이용한 방향특징의 성능을 알아보기 위해 신경회로망 분류기를 사용하여 숫자 인식을 수행하였다. 또한 다른 특징들의 인식률과의 비교를 위해 2종의 특징(Kirsch 방향특징, 오목특징)이 추가로 사용되었으며, 이들을 결합하여 복합특징을 만들어 사용함으로써 인식률의 향상을 도모하였다. 본 실험에서 특징추출 과정은 다음과 같다. 실험에 사용된 Concordia 대학의 Cenparmi 필기체 숫자 데이터베이스에서 제공되는 숫자영상들은 그 크기가 다양하므로 먼저 입력영상에 크기 정규화를 수행하였다. 이때 정규화 크기는 제안된 방향특징, Kirsch 방향특징 및 오목특징 각각에 대해 [24x24], [32x32], [40x40]로서, 2차보간을 이용한 영상의 축소, 확대기법을 사용하여 크기 정규화를 수행하였다. 본 연구의 알고리즘 구현상 이 정규화 크기는 최종적인 특징 크기의 정수배가 되도록 정해진 것이며, 이들 크기는 해당 특징이 효과적으로 검출되도록 여러 예비실험을 거쳐 결정된 것이다. 이 정규화된 영상으로부터 II장에서 기술된 특징추출 방법을 사용하여 특징을 추출하였다. 최종적으로 구해진 local min/max 방향특징, Kirsch 방향특징 및 오목특징의 크기와 개수는 각각 [4x4]x4종, [4x4]x4종, [5x5]x5종이다. 이런 방식으로 구해진 각각의 특징들은 개별적으로 또는 상호 결합된 복합특징 형태로 신경회로망 인식기에 입력되어 숫자인식 실험이 수행되었다.

신경회로망의 학습 단계에서는 4000개의 숫자로부터 상기방법으로 특징을 구하고 오류역전과 학습알고리즘을 사용하여 학습하였으며, 이때 학습계수로는 0.9, 모멘텀계수로는 0.7을 사용하였다. 숫자 인식률 테스트는 숫자 데이터베이스중에서 학습에 사용되지 않은 2000개의 숫자로부터 특징을 추출하여 수행하였다.

표 1. 신경회로망에 의한 인식률.

Table 1. Recognition rates by neural network.

특징 개수	사용된 특징	인식률 (%)
단일 특징	(1) local min/max 방향특징	96.20
	(2) Kirsch 방향특징	96.45
	(3) 오목특징	96.09
2개의 복합 특징	(1) + (2)	96.65
	(1) + (3)	97.70
	(2) + (3)	97.69
3개의 복합 특징	(1) + (2) + (3)	98.35

표 1은 각각의 단일 특징들과 2종 및 3종의 특징들을

결합한 복합특징에 대하여 신경회로망 분류기로 인식실험을 한 결과 얻어진 인식률을 보인다.

표 1의 결과를 보면 단일특징의 경우 kirsch 방향특징이 가장 높은 인식률을 나타내었으며, 한편 2개의 특징을 결합한 복합특징의 경우에는 kirsch 방향특징과 오목특징이 결합한 복합특징과 제안된 local min/max 방향특징과 오목특징이 결합한 복합특징이 비슷한 성능을 나타내었다. 한편, 3개의 특징을 결합한 경우에는 최고 인식률인 98.35[%]의 인식률을 나타내었다. 제안된 방식과 kirsch 방식이 비록 둘 다 국부적 방향특징을 나타내고는 있지만, 각각은 다른 형태로 추출된 숫자선분 영상으로부터 특징을 취득하므로 이 둘의 결합이 인식률의 향상에 도움을 주는 것으로 생각된다. 또한 이에 특성이 완전히 다른 오목특징이 보완적으로 결합됨으로써 훨씬 높은 인식률을 성취하고 있다.

표 2는 제안된 local min/max 방향특징에 의한 숫자인식의 세부적인 결과를 보이고, 표 3은 본 실험에서 최고의 인식률을 보인 local min/max 방향특징, kirsch 방향특징, 및 오목특징을 결합한 복합특징에 대한 숫자인식의 세부적인 결과를 보인다.

표 2. 제안된 방향특징에 의한 인식 결과

Table 2. Recognition result using proposed feature

class	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	error [%]	recog [%]
0	194	0	3	0	0	0	3	0	0	0	3.0	97.0
1	0	199	0	0	1	0	0	0	0	0	0.5	99.5
2	0	0	180	4	2	1	3	2	7	1	10.0	90.0
3	0	0	5	190	0	2	0	0	2	1	5.0	95.0
4	0	2	0	1	191	0	2	0	1	3	4.5	95.5
5	2	1	0	2	0	191	0	2	1	1	4.5	95.5
6	2	0	0	0	0	2	196	0	0	0	2.0	98.0
7	1	0	0	0	2	0	0	194	1	2	3.0	97.0
8	1	0	0	2	0	0	0	0	196	1	2.0	98.0
9	0	0	1	2	0	1	0	1	2	193	3.5	96.5
avg											3.8	96.20

표 3. 복합특징에 의한 인식 결과.

Table 3. Recognition result using combined feature.

class	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	error [%]	recog [%]
0	198	0	1	0	0	0	0	0	1		1.0	99.0
1					0						0.5	99.5
2	0	199	0	0	0	0	0	0	1		2.5	97.5
3					0						2.5	97.5
4	0	0	195	1	1	0	0	1	2		1.5	98.5
5					0						3.0	97.0
6	0	0	3	195	0	0	0	0	1		1.5	98.5
7					1						2.0	98.0
8	0	0	0	0	197	0	2	0	0		1.0	99.0
9					1						1.0	99.0
avg											1.65	98.35

표 3에서 보면 상대적으로 많은 오인식을 타나낸 숫자는 '2', '3', '5', '7'로서, 숫자 '2'는 '8'로 오인식된 경우가 두 번 있었고, 숫자 '3'는 '2'로 오인식된 경우가 세 번 있었으며, 숫자 '5'는 '8'로, 숫자 '7'은 '9'로 오인식된 경우가

다수 있었다. 이들 숫자들은 필기자가 심하게 휘갈겨 쓸 경우를 생각해 볼 때 다른 숫자들에 비해 상호 혼동될 가능성이 커 보인다.

V. 결 론

본 연구에서는 필기체 숫자 인식을 위한 방향특징의 생성 기법을 제안하였다. 본 기법에서는 기존의 kirsch mask를 이용한 에지 정보에 의한 방향특징 생성 방법 대신에 방향성 local min 연산을 사용하여 4 가지 방향에 대해 숫자선을 이루는 방향 선분들을 추출하였다. 이 방향성 local min 연산을 사용하기 위해서는 입력되는 숫자영상에 대해 세선화 및 local max에 의한 영상팽창등의 전처리 과정이 추가로 필요하지만, 얻어지는 방향 선분들은 원래의 숫자선의 형태와 보다 유사하여 숫자간의 패턴 분류에 효과적인 정보를 갖게 된다. 방향특징은 4 방향에 대한 방향영상으로부터 추출되며, 이는 숫자의 국부적 특징을 나타낸다. 제시된 방향특징에 대해 다층퍼셉트론 신경회로망 인식기를 사용하여 숫자인식을 수행하였다. 또한, 본 연구에서는 제시된 특징에 기존의 유용한 특징인 kirsch 방향특징과 오목특징을 추가한 복합특징을 이용하여 인식률의 제고도모하였다. 제안된 기법의 성능 테스트에는 캐나다 Concordia 대학의 필기체숫자 데이터베이스가 사용되었으며, 3종의 특징을 결합한 복합특징에 의한 실험 결과 98.35%의 인식률을 얻을 수 있었다.

참 고 문 헌

[1] Favata J. T. and Srikanth G., "A multiple feature/resolution approach to handprinted digit and character recognition", *International Journal of Imaging Systems and Technology*, Vol.7, pp. 304-311, 1996.

[2] S. H. Lee, "Off-line Recognition of Totally Unconstrained Handwritten Numerals Using Multilayer Cluster Neural Network", *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.18, No. 6, pp.648-652, 1996

[3] 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.

[4] Øivind Due Trier, Anil K. Jain and Torfinn Taxt, "Feature Extraction Methods for Character Recognition - A Survey", *Pattern Recognition*, Vol. 29, No. 4, pp. 641-662, 1996

[5] 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.

[6] P. Gader, B. Forester et al, "Recognition of Hand-written Digits using Template and Model matching", *Pattern Recognition*, Vol. 24, No. 5, pp. 421-431, 1991.

[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] Shi M., Fujisawa Y., Wakabayashi T., Kimura F., "Handwritten numeral recognition using gradient and curvature of gray scale image", *Pattern Recognition*, Vol.35, pp. 2051-2059, 2002.

[9] Gorgevik D., Cakmakov D., "An Efficient Three-Stage Classifier for Handwritten Digit Recognition", *Proceedings of 17th Int. Conference on Pattern Recognition, ICPR2004*, IEEE Computer Society, Cambridge, UK, Vol. 4, pp. 507-510, 23-26 August 2004.

[10] G. L. Martin, J. A. Pittman, "Recognizing Hand-Printed Letters and Digits Using Backpropagation Learning", *Neural Computation*, No. 3, pp.258-267, 1991

[11] Yoh-Han Pao, Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks, Addison-Wesley, 1989



정 순 원 (Soon-Won Jung)

1990년 2월 고려대 전기공학과(공학사)
 1992년 2월 고려대 전기공학과(공학석사)
 1997년 2월 고려대 전기공학과(공학박사)
 1999년 ~ 현재 (주)니트젠 기술연구소 소장

※주관심분야 : 컴퓨터비전, 생체인식.



박 중 조 (Joong-Jo Park)

1981년 2월 고려대 전기공학과(공학사)
 1983년 2월 고려대 전기공학과(공학석사)
 1995년 8월 고려대 전기공학과(공학박사)
 1996년 ~ 현재 경상대학교 전기전자공학부 교수

※주관심분야 : 영상처리, 패턴인식, 생체인식.