

Projection Runlength를 이용한 필기체 숫자의 특징추출

Feature Extraction of Handwritten Numerals using Projection Runlength

박 중 조, 정 순 원, 박 영 환, 김 경 민*

(Joong-Jo Park, Soon-won Jung, Young-Hwan Park, and Kyoung-Min Kim)

Abstract : In this paper, we propose a feature extraction method which extracts directional features of handwritten numerals by using the projection runlength. Our directional features are obtained from four directional images, each of which contains horizontal, vertical, right-diagonal and left-diagonal lines in entire numeral shape respectively. A conventional method which extracts directional features by using Kirsch masks generates edge-shaped double line directional images for four directions, whereas our method uses the projections and their runlengths for four directions to produce single line directional images for four directions. To obtain the directional projections for four directions from a numeral image, some preprocessing steps such as thinning and dilation are required, but the shapes of resultant directional lines are more similar to the numeral lines of input numerals. Four [4x4] directional features of a numeral are obtained from four directional line images through a zoning method. By using a hybrid feature which is made by combining our feature with the conventional features of a mesh features, a kirsch directional feature and a concavity feature, higher recognition rates of the handwritten numerals can be obtained. 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 handwritten numeral database of Concordia University, we have achieved a recognition rate of 97.85%.

Keywords : handwritten numeral recognition, projection, runlength, directional feature, neural network

I. 서론

필기체 숫자인식에서 접하게 되는 많은 숫자들은 잡음이나 왜곡으로 변형되어 있는 경우가 많고 또한 필기자들의 필체에 따라 그 패턴이 매우 다양하기 때문에 높은 인식률을 얻기가 쉽지 않다. 필기체 숫자인식은 우편번호 인식, 금융기관의 수표 분류에서 많이 사용되고 있으며 생산 자동화나 분류 자동화 등 여러 분야에서 응용될 수 있다. 그러나 완벽한 인식기법이 존재하지는 않으며 인식률 개선을 위해 다양한 방법들이 연구 발표되어 오고 있다.

일반적으로 숫자 인식 시스템의 성능은 인식기의 종류와 인식기가 사용하는 숫자의 특징에 따라 좌우되는데, 필기체 숫자인식을 위한 기존의 특징추출 기법으로는 망특징(mesh feature), 교차특징(crossing point feature), 곡률특징(curvature feature), Kirsch 연산자를 이용한 방향특징(directional feature) 및 오목특징(concavity feature) 등이 효과적인 특징으로 사용되고 있으며[1-5] 이들 특징들을 결합하여 복합특징으로 사용함으로써 비교적 높은 인식률을 달성하고 있다[4,5]. 한편, 필기체 숫자 인식에 사용되는 주요한 인식기의 종류로는 기본적인 k-nearest neighbor 분류기 외에 숫자를 구성하는 화소의 통계적 특징에 근거한 인식기, 문자의 형태 특성에

근거한 구조적인 인식이 있으며, 최근에는 신경회로망과 SVM분류기 등이 효과적으로 사용되고 있다[4-11].

필기체 숫자인식에 대한 기존의 연구를 살펴보면 특징추출에 대한 연구보다는 주로 효과적인 인식기 설계에 대한 연구가 활발한 편이다. 그러나 이용할 수 있는 특징의 종류가 제한된 상태에서 인식기의 개선만으로는 인식률을 높이는 데에 한계가 있으므로 새로운 특징추출기법의 연구는 인식률의 제고에 중요하다.

기존의 숫자특징들 중에서도 특히 높은 인식률을 보인 것은 Kirsch 에지 검출기를 이용한 방향특징이다. 이 특징은 숫자를 이루는 선에 대해 4방향에 대한 방향선분을 추출하여 숫자의 특징으로 사용하는 것으로서 각 방향에 대해 나타나는 방향선분의 위치를 검출하여 4개의 방향영상을 구하고 이에 zoning(zoning)방법을 적용하여 숫자의 방향특징을 추출한다. 이 방법에 의해 구해지는 특징은 숫자의 국부적인 방향 특성에 대한 정보를 잘 포함하고 있으나 방향선분의 추출을 위해 Kirsch 에지 검출기를 사용하므로 숫자를 이루는 선 자체가 아닌 그 윤곽선을 추출하여 사용한다. 이에 대해 본 연구에서는 숫자를 이루는 선의 윤곽선 대신에 선 자체의 방향선분을 추출하는 기법을 제시한다. 이 방법에서는 숫자영상에서 4방향에 대한 projection을 구하고 이중 runlength가 일정길이 이상인 projection 부분만을 추출하여 이를 숫자의 방향선분으로 사용한다.

제시된 숫자특징의 성능 검사를 위해 캐나다 Concordia 대학의 Cenparmi 필기체 숫자 데이터베이스를 사용하여 실험하였으며, 인식기로는 다층퍼셉트론 신경회로망 분류기를 사용하였다. 숫자인식 실험에서는 제시된 projection 방향특징 외에 기존의 잘 알려진 특징들인 망특징, Kirsch 방향특

* 책임저자(Corresponding Author)

논문접수 : 2008. 3. 4., 채택확정 : 2008. 5. 1.

박중조 : 경상대학교 전기전자공학부, ERI(jipark@gnu.ac.kr)

정순원 : (주)니트젠 기술연구소(eugene@nitgen.com)

박영환 : 충주대학교 전기전자및정보공학부(pyh@cjnu.ac.kr)

김경민 : 전남대학교 전기전자통신컴퓨터공학부

(kkm@chonnam.ac.kr)

※ 본 논문은 2006년도 전남대학교 학술연구비 지원에 의하여 연구되었음.

징 및 오목특징을 결합한 여러 종류의 복합특징을 구성하여 사용함으로써 인식률의 향상을 도모하였다.

본 논문의 구성은 1장의 서론에 이어 2장에서는 필기체 숫자인식을 위한 기존의 특징추출기법과 본 연구에서 제안하는 새로운 특징추출기법에 대해서 설명하고 3장에서는 제시된 숫자특징의 성능검사에 사용된 신경회로망 분류기에 대해 간단히 기술한다. 4장에서는 신경회로망 분류기를 사용한 실험을 통해 제안된 숫자특징의 인식성능을 고찰하고, 마지막으로 5장에서 결론을 맺는다

II. 필기체 숫자영상의 특징추출

필기체 숫자인식에 있어서 좋은 특징이란 동종의 숫자들 간에는 동일한 특성을 나타내고 이종의 숫자들 간에는 서로 구별되는 상이한 특성을 효과적으로 나타내어 인식기의 사용시 높은 분류효과를 얻을 수 있는 것을 말한다. 본 장에서는 먼저 필기체 숫자인식에서 잘 알려져 있는 기존의 숫자특징인 망특징, Kirsch 방향특징 및 오목특징의 추출기법을 간단히 기술하고 그 후 본 연구에서 제안하는 projection을 이용한 방향특징의 추출기법을 설명한다.

1. 기존의 유용한 숫자 특징

첫 번째 숫자특징은 망특징으로서[1] 이의 생성과정은 간단히 설명하면, 먼저 영상의 축소 및 확대방법을 사용하여 입력된 숫자영상의 크기를 일정한 크기로 정규화하고, 이에 임계화방법을 적용하여 '0'과 '1'의 화소값으로만 이루어진 이치영상으로 변환한다. 그 후 조닝(zoning) 방법을 사용하여 이 이치영상을 동일한 크기인 여러개의 부영역들로 분할하고 하나의 부영역에 하나의 특징값을 할당함으로써 망특징을 생성한다. 이 망특징은 숫자의 전체형태를 내포하고 있으므로 전역특징으로 볼 수 있다. 본 연구에서는 실험과정에서 복합특징의 구성을 위해 이 망특징을 요소특징으로 사용하였는데 이때 입력영상의 정규화 크기로는 [24x24]를, 부영역의 크기로는 [3x3]을 사용함으로써, [8x8] 크기인 망특징을 생성하여 이용하였다. 이 방식으로 구해진 망특징은 크기가 64 (8x8)인 특징벡터가 된다.

두 번째 숫자특징은 Kirsch 연산자를 이용한 방향특징으로서[1,4,5] 이는 숫자의 형태를 이루는 선에서 4-방향의 선분을 분리 검출하여 이를 숫자의 방향특징으로 사용하는 것이다. 여기서 4-방향이란 0°, 45°, 90°, 135° 방향으로서 입력영상으로부터 4-방향의 선분을 분리 검출하기 위해 에지검출에 효과적인 Kirsch 연산자를 사용한다. 이 방향특징을 구하는 과정은 먼저 주어진 숫자영상을 영상의 축소 및 확대방법을 사용하여 일정한 크기로 정규화하고 그 후 임계화를 통해 '0'과 '1' 화소값으로 구성되는 이치영상으로 변환한 후, 이에 Kirsch연산을 적용하여 4개 방향의 에지영상들을 생성한다. 그 후 이 4개의 에지영상 각각에 다시 임계화를 적용하여 이치영상으로 변환함으로써 4종의 방향영상을 생성한다(그림 1). 그 후 조닝(zoning) 방법을 사용하여 이 방향영상 각각을 동일한 크기인 여러개의 부영역들로 분할하고 하나의 부영역에 하나의 특징값을 할당함으로써 주어진 숫자에 대해 4개의 방향특징을 생성한다. 이 방향특징은 숫자선을 구성하는 각 방향의 선분에 대한 특성

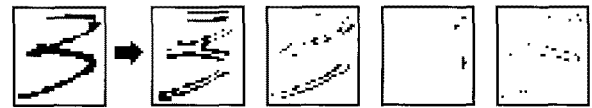


그림 1. Kirsch 방향영상.
Fig. 1. Kirsch directional images.

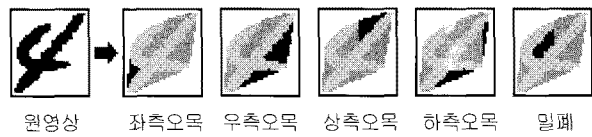


그림 2. 오목특징 영상.
Fig. 2. Concavity feature images.

을 나타내므로 숫자의 국부적특징으로 볼 수 있다. 본 연구에서는 실험과정에서 복합특징의 구성을 위해 이 Kirsch 방향특징을 요소특징으로 사용하였는데, 이때 입력영상의 정규화 크기로는 [32x32]를 사용하고 이로부터 Kirsch 연산자를 사용하여 4-방향 각각에 대한 방향영상들을 생성한다. 크기가 [32x32]인 각 방향영상에서 부영역의 크기로는 [8x8]을 사용함으로써 [4x4] 크기인 4개의 방향특징을 생성하여 이용하였다. 이 방식으로 구해진 방향특징은 크기가 64 (4x4, 4방향)인 특징벡터가 된다.

세 번째 숫자특징은 오목특징으로서 이는 숫자영상의 상하좌우 각 부분 및 밀폐부분의 배경정보를 제공하는 특징이다[4]. 이 특징은 숫자형상의 볼록외피(convex hull)로부터 추출되는데, 이 특징을 추출하는 과정은 다음과 같다. 먼저 주어진 숫자영상에 영상의 축소 및 확대방법을 적용하여 일정한 크기로 정규화하고 그 후 임계화를 통해 이치영상으로 변환한 후, 이로부터 숫자형상의 볼록외피를 구한다. 이 볼록외피와 숫자형상을 포함한 결합영상으로부터 '좌측오목', '우측오목', '상측오목', '하측오목' 및 '밀폐'의 5가지 오목특징이 구해진다. 여기서 '좌측오목'은 결합영상의 좌측에서 볼 때 숫자형상에 의해 막히지 않고 보이는 볼록외피 화소들만으로 구성되는 부분이고 마찬가지로 '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. 그림 2는 하나의 숫자영상에 대해 이러한 방식으로 구해진 5종의 오목특징 영상들을 보이는데 이들 그림에서 검은 화소 부분이 오목 특징에 해당된다. 이 5개의 오목특징 영상 각각에 대해 오목 특징에 해당되는 영역의 화소값을 '1'로 그 외의 영역의 화소값을 '0'으로 정하여 이치의 오목특징 영상을 만들고, 그 후 조닝(zoning) 방법을 사용하여 이 오목특징 영상 각각을 동일한 크기인 여러개의 부영역들로 분할하고 하나의 부영역에 하나의 특징값을 할당함으로써 주어진 숫자에 대해 5개의 오목특징을 생성한다. 본 연구에서는 실험과정에서 복합특징의 구성을 위해 이 오목특징을 요소특징으로 사용하였는데 이때 입력영상의 정규화 크기로는 [40x40]를

사용하고, 각 오목특징 영상에서 부영역의 크기로는 [8x8]을 사용함으로써, [5x5] 크기인 5개의 오목특징을 생성하여 이용하였다. 이 방식으로 구해진 오목특징은 크기가 125 (5x5, 5종)인 특징벡터가 된다.

상기 3가지 종류의 특징에서, 망특징은 숫자선 자체의 전역정보를 제공하고, Kirsch 방향특징은 숫자선 자체의 국부적 정보를 제공하며 오목특징은 숫자의 배경정보를 제공하게 되어 이들 특징을 복합적으로 사용할 경우 인식기에서 상호 보완적인 작용을 할 것으로 기대된다.

2. Projection을 이용한 새로운 방향특징

본 절에서는 projection과 runlength를 이용하여 숫자의 방향특징을 추출하는 새로운 방법을 기술한다. 기존의 Kirsch 방향특징에서는 에지검출 기법을 사용하여 숫자의 윤곽선으로부터 방향선분을 추출하므로 숫자를 이루는 선이 두 겹으로 추출되는 반면, 본 방법은 숫자를 이루는 선 자체로부터 방향선분을 직접 추출하므로 원래의 숫자형태에 더 가까운 형태의 방향선분이 구해진다.

Projection을 이용하여 방향선분을 보다 효과적으로 구하기 위해 먼저 입력 숫자영상에 다음과 같은 전처리를 수행한다. 전처리의 첫단계는 영상의 크기 정규화로서, 2차보간에 의한 영상의 확대 및 축소방법을 사용하여 입력영상의 크기를 일정한 크기로 변환한다. 그 후 임계화를 통해 영상을 이치화하고, 그 후 세선화를 수행하여 숫자가 1화소폭의 선으로 이루어지도록 한다. 그 후 세선화된 영상에 확산(dilation)연산을 1회 수행하여 숫자를 이루는 선이 3 픽셀의 일정한 두께인 선이 되도록 처리한다. 이런 방식으로 일정한 크기와 동일한 두께의 선으로 이루어진 숫자영상을 만들면 전처리는 완료된다.

전처리된 숫자영상으로부터 projection과 runlength를 사용하여 4-방향특징을 구하는 방법은 다음과 같다. 여기서 4-방향이란 0°, 45°, 90°, 135° 방향이다. 먼저, 각 방향에 대한 방향영상은 다음의 방법으로 생성한다. 0°방향에 대한 projection을 수행한다. 그러면 각 projection 궤적(trajectory)에 대해 그 궤적상에서 여러개의 길고 짧은 선분들이 나타날 수 있다. 이때 각 projection 궤적에 대해 runlength를 계산하여 궤적상에 있는 각각의 선분들의 길이를 구한다. 이들 선분들 중에서 특정한 길이 이상인 선분들만을 남기고 나머지 선분들을 제거하면 0°방향으로 연속길이가 특정길이 이상인 선분들만이 남게 된다. 이 선분들로부터 이루어진 하나의 영상을 생각하면 이는 입력영상의 0°방향에 대한 방향영상이다. 나머지 45°, 90°, 135° 방향에 대해서도 상기와 같이 각 방향으로 projection을 수행하고 각 projection 궤적에 대해 runlength를 적용하는 방법을 사용하

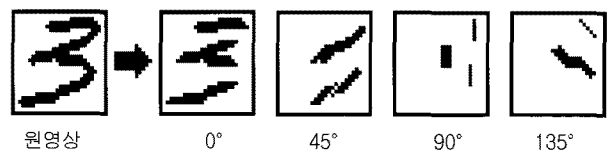


그림 3. Projection 방향영상.
Fig. 3. Projection directional images.

면 각 방향(45°, 90°, 135°)에 대한 방향영상이 생성된다. 그림 3은 이상의 방법으로 구해진 4개의 방향영상을 보인다. 그 후 조닝(zoning) 방법을 사용하여 이 방향영상 각각을 동일한 크기인 여러개의 부영역들로 분할하고 하나의 부영역에 하나의 특징값을 할당함으로써 주어진 숫자에 대해 4개의 방향특징을 생성한다. 이렇게 구해진 방향특징은 숫자의 국부적특징이 된다. 본 연구의 실험에서는 이 projection 방향특징의 생성과정에서 입력영상의 정규화 크기로는 [24x24]를 사용하고, projection 수행시 runlength의 임계값으로는 5를 사용하여 4개의 방향영상을 생성하였으며 각 방향영상에 대한 조닝방법의 적용시 부영역의 크기로는 [6x6]을 사용함으로써 [4x4] 크기인 4개의 방향특징을 생성하여 이용하였다. 이 방식으로 구해진 방향특징은 크기가 64 (4x4, 4방향)인 특징벡터가 된다.

III. 신경회로망 분류기

본 절에서는 제안된 특징의 성능 평가를 위해 사용된 다층퍼셉트론 신경회로망 분류기에 대해서 간단히 설명한다. 이 분류기는 학습방법으로 오류역전파알고리즘을 사용하고 있다[9,10].

그림 4는 본 연구에서 사용한 다층퍼셉트론 신경회로망의 구조이다. 본 신경회로망은 완전연결(fully connected) 구조로서 입력층의 노드 개수는 사용된 숫자특징의 차수(dimension)와 같고, 은닉층은 1개로서 이의 노드 개수는 40개이다. 한편 출력층은 구분해야 할 패턴의 개수가 숫자 0~9까지의 10개 이므로 10개의 노드로 구성된다. 이때 입력층과 출력층의 노드개수는 숫자특징의 차수와 숫자종류로 결정되고 은닉층의 노드 개수는 실험을 통하여 결정하였다.

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

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

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

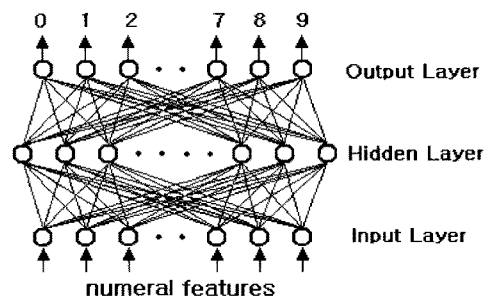


그림 4. 신경회로망 구조.
Fig. 4. Neural network architecture.

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

여기서, t_j 는 목표출력의 j 성분, o_j 는 실제출력의 j 성분이다. 그러면 노드 j 와 노드 i 사이의 연결강도 w_{ji} 의 수정량 Δw_{ji} 는 (3)으로 계산된다.

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

여기서, E 는 목표출력과 실제출력간의 오차의 제곱이고, η 는 학습계수를 나타내며, δ_j 는 연결 ji 의 종점 노드에 관한 오차신호이고 o_i 는 연결 ji 의 시점 노드의 출력을 나타낸다. (3)에서 오차신호 δ_j 는 노드가 출력층인가 은닉층인가에 따라 다르게 계산되는데, 출력층내의 노드 j 에 대한 δ_j 는 (4)로 계산되고 은닉층내의 노드 j 에 대한 δ_j 는 (5)로 계산된다.

$$\delta_j = (t_j - o_j) f'_j(\text{net}_j) \quad (4)$$

$$\delta_j = f'_j(\text{net}_j) \cdot \sum_k \delta_k w_{kj} \quad (5)$$

여기서 f_j 는 노드 j 의 활성화함수로서 sigmoid함수가 사용되고, $\text{net}_j = \sum_i w_{ji} o_i$ 는 노드 j 로 입력되는 입력신호와 연결강도들의 곱의 총합이다. 이 오차신호는 출력층에서 가장 먼저 계산되고 점차 입력층 방향으로 각 은닉층에 대해 계산되어 진행된다.

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

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

본 신경회로망의 입력데이터로는 앞에서 구한 방향특징 및 전역특징의 데이터 값을 구간 $[0,1]$ 사이의 실수값으로 정규화한 값을 사용하였다.

IV. 실험 및 결과

제안된 필기체 숫자특징 추출기법의 성능 테스트를 위해 Intel Core2 CPU PC에서 C언어를 사용하여 실험하였다. 본 실험에서 사용된 숫자 데이터는 캐나다 Concordia 대학의 필기체 숫자 데이터베이스로서 이는 총 6000개의 숫자들로 구성되는데 본 실험에서는 이중 4000개를 신경회로망의 학습용 숫자 샘플로 사용하고 나머지 2000개를 테스트용 숫자로 사용하였다. 그림 5는 이 데이터베이스내의 숫자들 일부를 보인다.

그림 6은 여러 필기체 숫자들에 대해 제안 기법에 의해 구해진 4-방향에 대한 방향영상들을 보인다. 그림을 보면

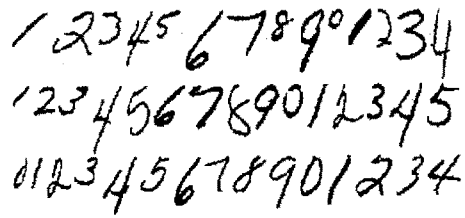


그림 5. 실험에 사용한 필기체 숫자들의 예.
Fig. 5. Some examples of numeral data.

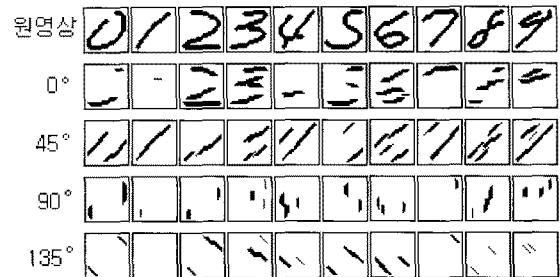


그림 6. Projection에 의한 방향영상.
Fig. 6. Directional images by projection.

숫자를 이루는 선에 있어서 각 방향에 대한 방향선분들이 양호하게 추출되어 있음을 알 수 있다.

본 실험에서는 projection을 이용한 방향특징의 성능을 알아보기 위해 신경회로망 분류기를 사용하여 숫자인식을 수행하였다. 또한 다른 특징들의 인식률과의 비교를 위해 3종의 특징(망특징, 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 망특징, Kirsch 방향특징, 오목특징 및 projection 방향특징 각각에 대해 $[24 \times 24]$, $[32 \times 32]$, $[40 \times 40]$, $[24 \times 24]$ 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 Π 장에서 기술된 특징추출 방법을 사용하여 최종적으로 구해진 망특징, Kirsch 방향특징, 오목특징 및 projection 방향특징의 크기와 개수는 각각 $[8 \times 8] \times 1$ 종, $[4 \times 4] \times 4$ 방향, $[5 \times 5] \times 5$ 종, $[4 \times 4] \times 4$ 방향이며, 이때 특징값을 구간 $[0,1]$ 사이의 값으로 정규화하는데 사용된 임계값은 각각 12, 16, 54, 10으로서 이 임계값들 역시 여러 차례의 예비실험을 거쳐 결정하였다. 여기서 특징값을 $[0,1]$ 사이값으로 정규화한 이유는 본 연구에서 인식기로 사용한 신경회로망의 입력값 요구조건 때문이다. 이런 방식으로 구해진 각각의 특징들은 개별적으로 또는 상호 결합된 복합특징 형태로 신경회로망 인식기에 입력되어 숫자인식 실험이 수행되었다. 신경회로망의 학습 단계에서는 4000개

의 숫자로부터 상기방법으로 특징을 구하고 오류역전파 학습알고리즘을 사용하여 학습하였다. 이때 학습계수로서 0.9를 사용하고, 모멘텀계수로는 0.7을 사용하여 학습하였다. 숫자 인식률 테스트는 숫자 데이터베이스중에서 학습에 사용되지 않은 2000개의 숫자로부터 특징을 추출하여 수행하였다.

표 1은 각각의 단일 특징들과 2종 및 3종의 특징들을 결합한 복합특징에 대하여 신경회로망 분류기로 인식실험을 한 결과 얻어진 인식률을 보인다. 표 1의 결과를 보면 단일 특징의 경우 본 연구에서 제시한 projection 방향특징이 가장 높은 96.90[%]의 인식률을 나타내었다. 한편 2개의 특징을 결합한 복합특징의 경우에는 Kirsch 방향특징과 오목특징의 결합이 우수한 성능을 나타내었고, 3개의 특징을 결합한 경우에는 Kirsch 방향특징, projection 방향특징 및 오목특징을 결합한 복합특징이 최고 인식률인 97.85[%]의 인식률을 나타내었다. 대체적으로 망특징은 좋은 특성을 나타내지 않음을 볼 수 있으며, 단일특징보다는 복합특징의 경우가 높은 인식률을 나타내고 있다.

표 1. 신경회로망에 의한 인식률.

Table 1. Recognition rates by neural network.

특징 개수	사용된 특징	인식률 (%)
단일 특징	(1) 망특징	92.12
	(2) Kirsch 방향특징	96.45
	(3) projection 방향특징	96.90
	(4) 오목특징	96.09
2개의 복합 특징	(1) + (2)	95.50
	(1) + (3)	97.00
	(1) + (4)	95.85
	(2) + (3)	97.55
	(2) + (4)	97.80
	(3) + (4)	97.65
3개의 복합 특징	(1) + (2) + (3)	97.10
	(1) + (2) + (4)	96.95
	(2) + (3) + (4)	97.85

표 2. 복합특징에 의한 인식 결과.

Table 2. Recognition result using combined feature.

class	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	error [%]	recog [%]
0	197	0	2	0	0	0	0	0	1	0	1.5	98.5
1	0	200	0	0	0	0	0	0	0	0	0.0	100.0
2	0	0	191	4	1	0	0	2	2	0	4.5	95.5
3	0	0	3	192	0	1	0	0	2	2	4.0	96.0
4	0	0	0	0	199	0	0	0	0	1	0.5	99.5
5	0	0	0	2	0	196	1	0	1	0	2.0	98.0
6	3	1	0	0	0	0	195	0	1	0	2.5	97.5
7	0	1	1	0	1	0	0	194	0	3	3.0	97.0
8	0	0	1	0	2	1	0	0	196	0	2.0	98.0
9	0	0	0	0	0	0	0	0	3	197	1.5	98.5
avg											2.15	97.85

표 2는 본 실험에서 최고의 인식률을 보인 Kirsch 방향 특징, projection 방향특징 및 오목특징을 결합한 복합특징에 대한 숫자인식의 세부적인 결과를 보인다. 이 표에서 보면 상대적으로 많은 오인식을 타나낸 숫자는 '2', '3', '6', '7'로서, 숫자 '2'는 '3'과 '7' 및 '8'로 오인식된 경우가 많았고, 숫자 '3'는 '2', '8', '9'로 오인식된 경우가 많았으며, 숫자 '6'은 '0'으로, 숫자 '7'은 '9'로 오인식된 경우가 많았다. 이들 숫자들은 필기자가 심하게 휘갈겨 쓸 경우를 생각해 볼 때 다른 숫자들에 비해 상호 혼동될 가능성이 커 보인다.

V. 결론

본 연구에서는 필기체 숫자 인식을 위한 새로운 방향특징의 추출 기법을 제안하였다. 기존의 Kirsch 에지 검출기를 이용한 방법이 숫자의 에지 정보로부터 숫자를 이루는 선의 4-방향특징을 추출하는데 반하여, 본 연구에서 제시하는 방법은 projection과 runlength를 이용하여 숫자를 이루는 선의 4-방향특징을 추출한다. 본 방법을 사용하는데 있어서 4-방향선분의 효과적인 추출을 위해 다소의 전처리가 필요하지만 Kirsch 방향특징이 에지정보를 사용하므로 숫자선을 두겹으로 추출하는데 비해 본 방법은 projection을 사용하여 숫자선 자체를 추출하므로 구해지는 정보가 원래의 숫자선의 형태에 더 가깝다고 볼 수 있다.

제시된 숫자특징의 성능 검사를 위해 캐나다 Concordia 대학의 Cenparmi 필기체 숫자 데이터베이스와 다층퍼셉트론 신경회로망 분류기를 사용하여 인식실험을 수행하였다. 실험결과 제시된 projection 방향특징을 단독으로 사용할 경우 96.90[%]의 인식률을 얻었으며, 제시된 projection 방향특징과 기존의 Kirsch 방향특징 및 오목특징을 결합한 복합특징을 사용함으로써 97.85%의 인식률을 얻을 수 있었다.

향후 연구과제로는 필기체 숫자의 인식률 제고를 위해, 본 연구에서 제시된 숫자특징외에 기존의 다양한 숫자특징을 결합한 효과적인 복합특징의 구성에 대한 연구와 SVM 분류기의 적용 및 복합인식기(hybrid recognizer)의 적용 방안을 연구하고자 한다.

참고문헌

- [1] 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.
- [2] S. Knerr, L. Personnaz, and G. Dreyfus, "Hand written digit recognition by neural networks with single-layer training," *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 3, no. 6, pp. 962-968, 1992.
- [3] 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.
- [4] J. T. Favata and G. Srikantan, "A multiple feature/resolution approach to handprinted digit and character

recognition," *International Journal of Imaging Systems and Technology*, vol. 7, pp. 304-311, 1996.

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

[6] 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.

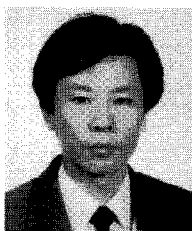
[7] P. Gader and B. Forester et al, "Recognition of hand-written digits using template and model matching," *Pattern Recognition*, vol. 24, no. 5, pp. 421-431, 1991.

[8] 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.

[9] Y.-H. Pao, *Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks*, Addison-Wesley, 1989.

[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] D. Gorgevik and D. Cakmakov, "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.



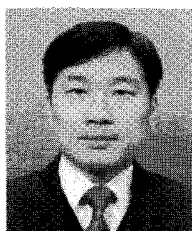
박중조

1981년 고려대 전기공학과 졸업. 1983년 동대학원 석사. 1995년 동 대학원 박사. 1996년~현재 경상대학교 전기전자공학부 교수. 관심분야는 컴퓨터비전, 생체인식.



정순원

1990년 고려대 전기공학과 졸업. 1992년 동 대학원 석사. 1997년 동 대학원 박사. 1999년~현재 (주)니트젠 기술연구소 연구소장. 관심분야는 컴퓨터비전, 생체인식.



박영환

1986년 고려대 전기공학과 졸업. 1990년 동 대학원 석사. 1998년 동 대학원 박사. 1993년~1998년 서남대학교 전기공학과 조교수. 1998년~현재 충주대학교 첨단과학기술대학 전기전자및정보공학부 부교수. 관심분야는 제어이론,

이동로봇.



김경민

1988년 고려대 전기공학과 졸업. 1991년 동 대학원 석사. 1996년 동 대학원 박사. 1997년~현재 전남대학교 전기전자통신컴퓨터공학부 부교수. 관심분야는 컴퓨터비전, 퍼지 및 신경회로망 응용.