복합특징과 SVM 분류기를 이용한 필기체 숫자인식

박중조* · 김태웅* · 김경민**

Handwritten Numeral Recognition using Composite Features and SVM classifier

Joong-jo Park* · Tae-Woong Kim* · Kyoung-min Kim**

요 약

본 논문에서는 숫자의 전경특징과 배경특징을 이용하고 SVM 분류기를 사용하여 오프라인 필기체 숫자인식에서 인식률을 향상시키는 방안을 제시한다. 숫자의 전경특징은 숫자의 에지선을 추출한 Kirsch 방향특징과 숫자선 자체를 추출한 projection 방향특징으로 구성되며, 숫자의 배경특징은 숫자의 볼록외피로 부터 추출되는 오목특징이다. 여기서 오목특징은 방향특징에 대해 보완적인 특징으로 작용하여 분류 성능 향상에 기여한다. 인식기로는 RBF 커널을 이용한 SVM 분류기를 사용하고, CENPAMI 숫자특징 데이터베이스를 사용하여 제시된 방법의 성능을 검사하였다. 실험 결과 각기 다른 분류 성능을 갖는 이들 3종의 특징들이 상호 보완적으로 작용하여 인식률 향상에 기여함을 확인할 수 있었으며, 제시된 복합특징에 의해 98.90%의 인식률을 달성하였다.

ABSTRACT

In this paper, we studied the use of the foreground and background features and SVM classifier to improve the accuracy of offline handwritten numeral recognition. The foreground features are two directional features: directional gradient feature by Kirsch operators and directional stroke feature by projection runlength, and the background feature is concavity feature which is extracted from the convex hull of the numeral, where concavity feature functions as complement to the directional features. During classification of the numeral, these three features are combined to obtain good discrimination power. The efficiency of our feature sets was tested by recognition experiments on the handwritten numeral database CENPARMI, where we used SVM with RBF kernel as a classifier. The experimental results showed that each combination of two or three features gave a better performance than a single feature. This means that each single feature works with a different discriminating power and cooperates with other features to enhance the recognition accuracy. By using the composite feature of the three features, we achieved a recognition rate of 98.90%.

키워드

필기체 숫자인식, 방향특징, 프로젝션특징, 오목특징, SVM

Key word

handwritten numeral recognition, directional feature, projection feature, concavity feature, SVM

* 경상대학교 제어계측공학과, GNU-ERI
** 전남대학교 전기전자통신컴퓨터공학부 (교신저자, kkm@chonnam.ac.kr)

접수일자 : 2010. 10. 12
심사완료일자 : 2010. 11. 02

Ⅰ. 서 론

생산자동화나 사무자동화에서 접하는 필기체 숫자들은 잡음이나 왜곡으로 변형되어 있는 경우가 많고 또한 필기자들의 필체에 따라 그 패턴이 매우 다양하다. 그에 따라 오프라인 필기체 숫자인식은 전형적인 복잡한 패턴인식 시스템으로 여겨지고 있다. 오프라인 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 인식의 성능은 사용된 특징의 식별능력과 설계된 인식기의 일반화 능력에 따라 크게 좌우된다. 숫자의 특징이란 그 숫자의 특성을 수치화한 것으로서, 좋은 특징이 되려면 동종의 숫자 패턴들에 대해서는 유사한 특성을 나타내고 이종의 숫자 패턴들 사이에 대해서는 그 차이점을 잘 표현해야 한다.

효과적인 숫자특징으로서 방향특징(directional features)이 광범위하게 사용되고 있는데, 이는 숫자를 이루는 선의 국부적인 방향을 표현하는 특징으로서 비교적 높은 인식률을 나타내고 있다[1,2,3]. 또한 인식률의 개선을 위해 위의 방향특징과 더불어 구조적 특징(local structure features)[2], 곡율 특징(curvature features)[4], 오목특징(concavity features) [2,3,5] 및 프로젝션 특징(projection features) [6,7]들이 상호 결합 방식으로 사용되고 있다.

한편 필기체 숫자 인식을 위해 사용되어 온 인식기의 종류로는 숫자를 구성하는 화소의 통계적 특징에 근거한 인식기(feature vector based classifier), 숫자의 형태 특성에 근거한 구조적인 인식기(syntactic and structural based classifier) 및 신경회로망 분류기(neural network based classifier)등이 있고[1][10-13], 최근의 것으로는 강력한 일반화 성능을 갖는 인식기로 인정된 SVM(Support Vector Machine) 분류기가 있다[3,6,7,8,9,17]. 이중 신경회로망 분류기가 그 속도와 성능면에서 널리 사용되고 있으며, 분류 성능면에서는 SVM 분류기가 더욱 우수한 것으로 인정받고 있다.

본 연구에서는 숫자 특징으로서 전경특징(foreground feature)과 배경특징(background feature)을 이용하고 인식기로는 SVM 분류기를 사용하여 필기체 숫자의 인식성능을 향상시키는 방안을 제시한다. 숫자의 전경특징으로는 숫자를 이루는 선의 방향특징(directional featrure)을 사용하는데, 이를 위해 두 종류의 특징을 사용하였다. 첫 번째 방향특징은 Kirsch 에지 검출기를 이용한 방향특징으로서, 이는 숫자선의 에지로부터 4-방향 선분을 분리 검출하여 특징으로 사용하는 것이고[1,6,9], 두 번째 방향특징은 projection runlength를 이용한 방향특징으로서, 이는 숫자선 자체로부터 4-방향 선분을 분리 검출한 것이다[6]. 한편 숫자의 배경특징으로는 숫자 형상에서 오목한 부분을 검출하여 특징으로 사용하는 오목특징(concavity feature)를 선정하였다[6,9]. 이들 전경특징과 배경특징은 숫자 형태에 대해 상호 보완적인 특성을 표현하고 있다. 상기의 숫자 특징의 분류를 위한 인식기로는 SVM 분류기를 사용하였다. 본질적으로 SVM은 2-class 분류기이므로 숫자인식과 같은 10-class 문제에 적용하기 위해서는 “일대다”(one against the rest) 및 “일대일”(one against one) 기법을 사용할 수 있는데, 본 연구에서는 이 두 가지 방법을 모두 사용하여 인식 작업을 시행하였다. 제시된 방법의 성능 테스트를 위해 캐나다 Concordia 대학의 필기체숫자 데이터베이스를 사용하여 실험하였다.

본 논문의 구성은 I장의 서론에 이어, II장에서는 본 연구에서 사용한 필기체 숫자의 특징추출기법에 대해서 설명하고, III장에서는 인식기로 사용한 SVM 분류기 대해 기술한다. IV장에서는 실험을 통해 제시된 방법의 인식 성능을 고찰하고, 마지막으로 V장에서 결론을 맺는다.

Ⅱ. 필기체 숫자영상의 특징추출

오프라인 필기체 숫자인식에 있어서, 사용되는 특징은 인식률 제고를 위해 매우 중요하다. 본 논문에서는 필기체 숫자에 대해 좋은 특징으로 알려진 방향특징과 그에 보완적인 특징인 오목특징을 사용하였다. 여기서 방향특징은 숫자선 형태의 방향 특성을 나타내고 오목특징은 숫자의 배경 형태의 특성을 나타낸다. 본 장에서는 두 종류의 방향특징인 Kirsch 방향특징 및 projection

runlength에 의한 방향특징과 배경특징인 오목특징의 추출방법을 기술한다. 여기서 Kirsch 방향특징은 숫자의 에지선으로 부터 추출되고, projection 방향특징은 숫자선 자체로부터 추출되며, 오목특징은 숫자의 볼록외피(convex hull)로부터 추출된다.

첫 번째 숫자특징은 Kirsch 방향특징으로서[1,6,9], 이는 에지 검출에 사용되는 Kirsch 연산자를 이용하여 숫자선의 4-방향(0°, 45°, 90°, 135°)에 대한 에지 선분들을 분리 검출하고 이를 숫자의 방향특징으로 사용하는 것이다. 이 Kirsch 방향특징을 구하는 과정은 다음과 같다. 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 1은 이상의 방법으로 구해진 4개의 방향영상을 보인다. 그 후 조닝(zoning) 방법을 사용하여 이들 4종의 방향영상으로부터 4개의 방향특징을 구한다. 여기서 조닝방법이란 주어진 영상을 동일한 크기인 여러 개의 부영역(zone)들로 분할하고 각 부영역내의 모든 화소값을 합산한 후 정규화함으로써 이를 해당 부영역에 대한 특징값으로 결정하는 것으로서, 부영역이 n개이면 n개의 특징값이 구해지게 된다. 본 연구에서 사용한 조닝방법은 식 (1)로 표현될 수 있다.

$$F_i^k = \begin{cases} 1 & ,\text{if } S_i^k \geq T) \\ S_i^k / T & ,otherwise \end{cases} \qquad (1)$$
$$S_i^k = \sum_{y_i} \sum_{x_i} g^k(x,y)$$

여기서, F_i^k는 k 번째 방향영상에서 i 번째 부영역에 대한 특징값이고, S_i^k는 k 번째 방향영상에서 i 번째 부영역내의 1 값인 화소의 총 개수이며, $g^k(x,y)$는 k 번째 방향영상에서 (x, y)위치의 화소값이다. 여기서 T은 특징값의 정규화를 위해 사용되는 임계값으로서 모든 S_i^k 값들의 최대값으로부터 정해지는데, 이는 본 특징을 이용한 인식률을 조사하는 여러 예비실험을 거친 후 조심스럽게 선정되어야 한다. 이 조닝방법은 이하의 다른 특징 추출에서도 동일한 방법으로 사용된다.

본 연구에서는 Kirsch 방향특징의 추출 과정에서, 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.

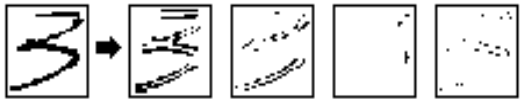

그림 1. Kirsch 방향영상
Fig. 1. Kirsch directional images

두 번째 숫자특징은 projection runlength를 이용한 방향특징으로서[6], 이는 숫자영상으로 부터 4-방향(0°, 45°, 90°, 135°)의 숫자선 선분들을 분리 검출하고 이를 숫자의 방향특징으로 사용하는 것이다. 이 Projection 방향특징을 구하는 과정은 다음과 같다. 먼저 주어진 숫자영상을 영상의 축소 및 확대방법을 사용하여 일정한 크기로 정규화하고 그 후 임계화를 통해 '0'과 '1' 화소값으로 구성되는 이치영상으로 변환한 후, 이에 세선화를 수행하여 숫자가 1 화소폭의 선으로 이루어지도록 처리한다. 그 후 세선화된 영상에 모폴로지 연산의 일종인 확산(dilation)연산을 1회 수행하여 숫자를 이루는 선이 3 픽셀의 일정한 두께인 선이 되도록 처리한다. 이런 방식으로 일정한 크기와 동일한 두께의 선으로 이루어진 숫자영상을 만들고 이로부터 projection과 runlength를 사용하여 숫자의 4-방향특징을 추출하는데, 그 과정은 다음과 같다. 먼저, 전처리된 영상에 대해 0°방향의 projection을 수행한다. 그러면 각 projection 궤적(trajectory)에 대해 그 궤적상에서 여러 개의 길고 짧은 선분들이 나타날 수 있다.

이때 각 projection 궤적에 대해 연속길이(runlength)를 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 선분들로만 이루어진 하나의 영상을 생각하면 이는 입력영상의

0°방향에 대한 방향영상이 된다. 나머지 45°, 90°, 135° 방향에 대해서도 상기와 같이 각 방향으로 projection을 수행하고 각 projection 궤적에 대해 runlength를 적용하는 방법을 사용하면 각 방향(45°, 90°, 135°)에 대한 방향영상이 생성된다.

그림 2는 이상의 방법으로 구해진 4개의 방향영상을 보인다. 그 후 조닝 방법을 사용하여 이들 4종의 방향영상으로부터 4개의 방향특징을 구한다. 본 연구에서는 projection 방향특징의 추출 과정에서, 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.

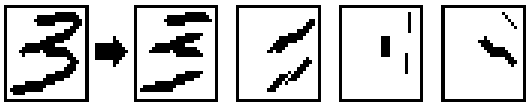

그림 2. Projection 방향영상
Fig. 2. Projection directional images

세 번째 숫자특징은 오목특징으로서[4,6], 이는 숫자영상의 상하좌우 부분 및 밀폐부분의 배경정보를 제공하는 특징이다. 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, 마찬가지 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. 그림 3은 하나의 숫자영상에 대해 이러한 방식으로 구해진 5종의 오목특징 영상들을 보이는데, 이들 그림에서 검은 화소부분이 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 방법을 사용하여 5개의 오목특징을 생성한다. 본 연구에서는 오목특징의 추출 과정에서, 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.

그림 3. 오목특징 영상
Fig. 3. Concavity feature images

상기 3가지 종류의 특징에서, Kirsch 방향특징과 Projection 방향특징은 숫자선 자체의 국부적 정보를 제공하며, 오목특징은 숫자의 배경정보를 제공하게 되어, 이들 특징을 복합적으로 사용할 경우 인식기에서 상호 보완적인 작용을 하게 되어 인식율 향상에 기여하게 된다.

Ⅲ. SVM 분류기에 의한 다중 클래스 인식기

본 논문에서는 필기체 숫자인식을 위한 인식기로서 SVM(Support Vector Machine) 분류기를 사용하였다. SVM은 통계이론에 기반한 강력한 학습기법으로서 우수한 학습기능과 일반화성능에 힘입어 최근 패턴인식 분야에 있어서 중요한 역할을 수행하고 있다. SVM은 기본적으로 두 개의 클래스를 분류하는 분류기로서, 특징공간에서 학습 오차를 어느 정도 허용하면서 두 클래스 사이의 마진을 최대화하는 결정경계를 찾는데, 최적 초

평면이라고도 불리는 이 결정 경계는 학습용 샘플들 중에서 SV(Support vectors)라고 불리는 일부 샘플들에 의해 정의되며, 상세한 내용은 여러 문헌에서 잘 설명되어 있다.[9,14-17]

원리상 SVM은 2-class 분류기이므로 이를 필기체 숫자인식과 같은 10-class 분류에 사용하기 위해서는 전략이 필요한데, 일반적으로 "일대다" (one against the rest) 방법과 "일대일" (one against one) 방법이 사용될 수 있다. 먼저, "일대다" 방법에서는, 클래스의 개수가 k일 경우 k개의 SVM 분류기들로 구성된다. 이 경우에는, 각각의 클래스에 대해, 양수와 음수의 클래스 라벨을 갖는 두 클래스 분류기들로 이루어지는데, 이때 목표 클래스에 대응하는 샘플들은 양의 라벨을 가지며, 그 외의 모든 클래스에 대응하는 샘플들은 음의 라벨을 가진다. 결국 이 방법에서는 k개의 최적화 문제를 풀어야 하며, k개의 결정함수를 사용하게 된다. 미지 데이터 x가 주어지면 이를 k개의 결정함수 각각에 적용하고 가장 큰 양수값을 출력하는 결정함수에 대응하는 클래스가 이 미지 데이터의 클래스가 된다. 한편, "일대일" 방법에서는, 클래스의 개수가 k일 경우 k(k-1)/2개의 SVM 분류기들로 구성된다.

이 경우에는, 각각의 클래스 쌍에 대해, 양수와 음수의 클래스 라벨을 갖는 두 클래스 분류기들로 이루어지는데, 이때 목표 클래스에 대응하는 샘플들은 양의 라벨을 가지며, 또 다른 클래스에 대응하는 샘플들은 음의 라벨을 가진다. 결국 이 방법에서는 k(k-1)/2개의 최적화 문제를 풀어야 하며, k(k-1)/2개의 결정함수를 사용하게 된다. 미지 데이터 x가 주어지면 이를 k(k-1)/2개의 결정함수 각각에 적용하고 "Max Wins" 같은 투표방법을 사용하여 주어진 미지 데이터의 클래스를 결정한다. 본 필기체 숫자인식에서는 이 두 가지 방법을 모두 사용하여 그 성능을 비교하였고 최대 인식률을 구하였다.

Ⅳ. 실험 및 고찰

본 장에서는 3종의 숫자특징(Kirsch 방향특징, projection 방향특징, 오목특징)을 사용하고 SVM 분류기를 이용하여 오프라인 필기체 숫자인식 실험을 수행한 결과를 보인다. 본 실험에서는 필기체 숫자 데이터베이스로서 캐나다 Concordia대학의 CENPARMI 데이터베이스를 사용하였다[9]. 이 숫자 데이터베이스는 USPS의 봉투영상들로부터 취득된 6000개의 다양한 크기인 숫자영상들로 구성되는데, 이중 4000개(각 숫자당 400개씩)의 숫자영상은 학습용으로 지정되어 있고, 2000개(각 숫자당 200개씩)의 숫자영상은 테스트용으로 지정되어 있다. 그림 4는 CENPARMI 데이터베이스에 있는 필기체숫자들의 일부를 보인다. 영상 전처리와 특징추출 및 인식알고리즘은 C 언어로 구현하였으며, Visuall C++ 6.0 컴파일러를 사용하여 Windows XP에서 수행되었다.

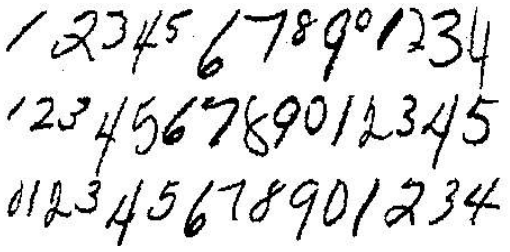

그림 4. 실험에 사용한 필기체 숫자들의 예
Fig. 4. Some examples of Numeral Data

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 Kirsch 방향특징, projection 방향특징 및 오목특징 각각에 대해 [32x32], [24x24], [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 예비 인식실험을 거쳐 결정된 것이다. 이 정규화된 영상으로부터 II장에서 기술된 특징추출 방법을 사용하여 최종적으로 구해진 Kirsch 방향특징, projection 방향특징 및 오목특징의 크기와 개수는 각각 [4x4]x4방향, [4x4]x4방향, [5x5]x5종 이다. 이 특징값을 식 (1)에 의해 구간 [0,1]사이의 값으로 정규화하여 인식기의 입력으로 사용하였는데, 이 정규화에서 사용된 임계값은 각각 16, 10, 54로서 이 임계값들 역시 여러 차례의 예비 인식실험을 거쳐 결정된 것이다.

본 연구에서 인식기로 사용한 SVM 분류기의 입력으로는 앞에서 구해진 특징값을 스케일링(scaling)하여 사용하였는데, 이때 특징공간상에서 상호간에 가장 먼 두 특징값 사이의 유클리드거리가 1이 되도록 모든 특징값을 선형적으로 정규화하는 스케일링 방법을 사용하였다.

한편, 본질적으로 2-class 분류기인 SVM 분류기를 숫자인식을 위한 10-class 분류기로 사용하기 위해, "일대다" (one against the rest) 방법과 "일대일" (one against one) 방법을 사용하여 실험하였으며, 이 두 방법 모두에서 최종 판정 방법으로는 "Max Wins"를 사용하였다. CENPARMI 숫자 데이터베이스중에 4000개의 학습용 데이터를 사용하여 SVM 분류기를 훈련시켰으며, 학습된 SVM 분류기에 2000개의 테스트 데이터를 적용하여 필기체 숫자의 인식률을 측정하였다. SVM에 사용된 커널로는 최상의 정확도를 제공하는 것으로 알려진 RBF 커널을 사용하였다[3][16]. 또한 SVM 파라미터인 C 및 σ2값으로는 10과 0.1을 사용하였는데, 이 두 파라미터 값은 최상의 인식률이 얻어지도록 예비실험을 통하여 결정된 것이다.

본 실험에서는 개개의 단일특징과 다수의 특징들을 여러 경우로 결합한 복합특징에 대해 인식률을 구해보았다. 표 1은 SVM 분류기를 "일대다" 방법으로 구현한 인식기에 의한 인식률을 보이며, 표 2는 SVM 분류기를 "일대일" 방법으로 구현한 인식기에 의한 인식률을 보인다.

표 1. SVM(일대다)에 의한 인식률
Table 1. Recognition rates by SVM (one against the rest)

특징 개수	사용된 특징	인식률 (%)
단일 특징	(1) Kirsch 방향특징	95.85
	(2) projection 방향특징	97.40
	(3) 오목특징	95.20
2개의 특징	(1) + (2)	98.45
	(1) + (3)	98.30
	(2) + (3)	98.20
3개의 특징	(1) + (2) + (3)	98.70

표 2. SVM(일대일)에 의한 인식률
Table 2. Recognition rates by SVM (one against one)

특징 개수	사용된 특징	인식률 (%)
단일 특징	(1) Kirsch 방향특징	97.65
	(2) projection 방향특징	97.65
	(3) 오목특징	97.20
2개의 특징	(1) + (2)	98.70
	(1) + (3)	98.35
	(2) + (3)	98.60
3개의 특징	(1) + (2) + (3)	98.90

상기의 실험결과를 보면, SVM 분류기를 다중 클래스 분류기로 이용할 때, "일대일" 전략으로 사용하는 경우가 "일대다" 전략으로 사용하는 경우보다 더 많은 계산량을 요구하는 대신 더 높은 인식률을 나타냄을 볼 수 있다. 또한, 결합되는 특징의 개수를 증가시킬수록 인식률이 향상되는 것을 볼 수 있는데, 이는 선정된 3개의 특징들이 상호 보완적으로 작용하여 필기체 숫자의 분류성능에 효과적으로 기여함을 의미한다. 본 실험의 결과, 3개의 특징을 결합하여 복합특징으로 사용하고 SVM 분류기를 "일대일"로 사용한 경우에 가장 높은 인식률인 98.90%를 나타내었다.

V. 결 론

본 연구에서는 숫자 특징으로서 전경특징과 배경특징을 이용하고 인식기로는 SVM 분류기를 사용하여 필기체 숫자의 인식성능을 향상시키는 방안을 제시하였다. 숫자의 전경특징으로는 숫자를 이루는 선의 에지로부터 4-방향 선분을 추출하는 Kirsch 방향특징과 숫자선 자체로부터 4-방향 선분을 추출하는 projection 방향특징을 사용하였고, 숫자의 배경특징으로는 숫자 형상에서 각 방향에 대해 오목한 부분의 배경을 검출하여 특징으로 이용하는 오목특징을 사용하였다. 이들 전경특징과 배경특징은 숫자 형태에 대해 상호 보완적인 특성을 표현한다.

이들 특징을 사용한 필기체 숫자의 인식 실험을 위해 캐나다 Concordia 대학의 CENPARMI 필기체 숫자 데이터베이스를 이용하였으며, 인식기로는 RBF 커널을 이

용한 SVM 분류기를 사용하였다. 실험에 결과에 따르면 복수개의 특징을 결합하여 사용하는 것이 단일특징을 사용하는 것 보다 더 좋은 인식률을 나타냄을 보였는데, 이는 각각의 특징들이 서로 다른 식별 능력으로 작용하고 있으며, 이들은 서로 협력하여 인식 정확도를 향상시키고 있음을 나타낸다. 제시된 3개의 특징을 결합하여 사용하고 SVM 분류기를 "일대일"로 사용함으로써 98.90%의 인식률을 얻을 수 있었다.

참고문헌

[1] S. W. 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] 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.

[3] C. L. Liu, K. Nakashima, H. Sako and H. Fujisawa, "Handwritten digit recognition: benchmarking of state-of-the-art techniques," *Pattern Recognition,* Vol.36, pp.2271-2285, 2003.

[4] 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.

[5] C. L. Liu, K. Nakashima, H. Sako and H. Fujisawa, "Handwritten digit recognition: investigation of normalization and feature extraction techniques," *Pattern Recognition*, Vol.37, pp.265-279, 2004.

[6] 박중조, 정순원, 박영환, 김경민, "Projection Runlength를 이용한 필기체 숫자의 특징추출", 제어로봇시스템학회 논문지, 제 14권, 제 8호, pp.818-823, 2008.

[7] D. Gorgevik, D. Cakmakov, "Handwritten digit recognition by combining SVM classifiers," *Proceedings of EUROCON 2005*, pp.1393-1396, Serbia & Montenegro, Belgrade, November 22-24, 2005.

[8] Chun Lei He, *Error analysis of a hybrid multiple classifier system for recognizing unconstrained handwritten numerals*, A Master Thesis in the department of Computer Science & Software Engineering, Concordia University, May. 2005.

[9] 박중조, 김경민,, "SVM 분류기를 이용한 필기체 숫자인식", 한국신호처리시스템학회 논문지, 제 8권, 제 3호, pp.136-142, 2007.

[10] 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.

[11] G. L. Martin and J. A. Pittman, "Recognizing hand-printed letters and digits using backpropagation learning," *Neural Computation,* Vol. 3, pp.258-267, 1991.

[12] 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.

[13] 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.

[14] B. Boser, I. Guyon, V. Vapnik, "A training algorithm for optimal margin classifiers," *Proceedings of the fifth annual workshop on Computational learning theory*, pp. 144-152, 1992.

[15] C. Cortes, V. Vapnik, "Support vector networks," *Machine learning*, v.20, pp.273-297, 1995.

[16] H. Guo and H. Zhang, "Chinese classifier assignment using SVMs," *Fourth SIGHAN Workshop on Chinese Language Processing*, pp.25-31, 2005.

[17] J. X. Dong, C. Y. Suen and A. Krzyzak "A fast SVM training algorithm," *International Journal of Pattern recognition and Artificial Intelligence*, vol. 17, no. 3, pp. 367-384, 2003.

저자소개

박중조(Joong-jo Park)

1981년 고려대 전기공학과 졸업
1983년 동 대학원 석사
1995년 동 대학원 박사
1996년～현재 경상대학교
제어계측공학과 교수

※관심분야 : 컴퓨터비전, 생체인식

김태웅(Tae-Woong Kim)

1990년 충북대 전기공학과 졸업
1993년 동 대학원 석사
1996년 일본 요코하마국립대학
대학원 박사

2002년～현재 경상대학교 제어계측공학과 교수
※관심분야 : 전력전자 및 전동기제어, 비전제어,
신재생에너지

김경민(Kyoung-min Kim)

1988년 고려대 전기공학과 졸업
1991년 동 대학원 석사
1996년 동 대학원 박사
1997년～현재 전남대학교 전기전자
통신컴퓨터공학부 부교수

※관심분야 : 신호처리, 컴퓨터비전