

# 필기체 숫자 인식을 위한 특징추출

正會員 고 찬\*, 이 창 인\*\*

## Feature Extraction for Recognition Rate Improvement of Hand Written Numerals

Chan Koh\*, Chang-In Lee\*\* *Regular Members*

※본 논문은 서울산업대학교 교내학술연구비에 의하여 연구되었음.

### 요 약

전처리된 필기체 숫자 패턴을 3차원 공간에 투영시키고 2차원 평면에 추가되는 z축은 숫자 획의 궤적을 따라가는 순서 인덱스를 나타낸다. 추출된 특징점들간의 거리를 구하고 이 거리 데이터를 정규화 시켜 크기 변화에 적응하고, 정규화된 특징간 거리정보의 통계적 히스토그램을 구하여 인식처리의 입력으로 하였다. 실험에서 200개의 필기체 숫자 패턴중 100개를 사용하여 특징맵 평균치를 구하여 기준값 특징맵을 구성하였고, 나머지 100개는 인식 실험의 입력패턴으로 사용하였다. 실험결과 임계치 0.20에서 93.5% 인식률, 임계치 0.25에서 97.5%의 인식률을 보였다.

### ABSTRACT

Hand written numerals is projected on the 3D space after pre-processing of inputs and it makes a index by tracking of numerals. It computes the distance between extracted every features. It is used by input part of recognition process from the statistical histogram of the normalization of data in order to adaptation from variation. One hundred numeral patterns have used for making a standard feature map and 100 pattern for the recognition experiment. The result of it, we have the recognition rate is 93.5% based on thresholding is 0.20 and 97.5% based on 0.25.

\*서울산업대학교 전자계산학과 교수

\*\*서울산업대학교 전자계산소

論文番號:97208-0620

接受日字:1997年 6月 20日

## I. 서론

필기체 숫자의 인식처리는 숫자로 입력되어지는 각종 전표의 자동입력 처리나 각종 문서의 숫자 정보를 대량으로 직접 입력 처리토록 해준다. 필기체 숫자의 인식처리의 시도는 많이 이루어지고 있으나 실용화된 시스템의 등장에는 해결해야 할 많은 문제점을 안고 있다. 그 중에 하나로 인식성능을 들 수 있는데, 필기체 숫자인식에 있어서 인식성능을 향상시킬 수 있는 요인 중에 하나로 특징추출을 들 수 있다. 특징추출은 인식에 필요한 중요정보를 손실을 최소화시켜 추출하도록 설계되어야 한다. 물론 실용화를 고려한다면, 특징을 추출하는 과정이 빠른 시간 내에 처리되어야 하는 고속성도 요구된다.

일반적으로 특징추출에 사용하는 방법은 세션화된 숫자를 8방향 체인코드를 이용하여 획의 진행방향에 대한 정보를 특징으로 추출하는 방법과[1, 20, 21, 22, 23], 일정한 크기의 세그먼트로 분리하여 방향성분을 특징으로 추출하는 방법 등이 있는데[1, 20, 21, 22, 23], 이것은 모두 영상의 크기와 기울어진 정도가 일정해야하므로 전처리 단계에서 크기와 기울기를 모두 보정해야 한다.

본 논문에서는 각각의 숫자마다 필기되어지는 획의 시작점과 획의 진행 방향이 변하는 지점, 획이 교차하는 지점, 획이 끝나는 지점이 각기 다른 점을 특징으로 삼아 특징점을 추출하였다. 특징점을 추출하는 방법은 필기체 숫자의 필기하는 순서에 따라 시작점과 끝점을 추적하여 각 픽셀간의 연결특성을 분석하며, 이때 얻어진 동적 정보를 이용하여 3차원 공간에 투영하여 필기시 획 방향이 변하는 굴곡점(Bending Point) 추출하는 방법을 제안하고, 추출된 굴곡점과 추적시 얻어진 교차점, 시작점, 끝점을 특징한다.

본 논문의 방법은 특징점 검출시 일고리즘의 구현이 용이하며 실용화에서 요구되는 처리시간의 단축을 가져왔다. 또한, 특징점으로 선택한 점을 인식처리를 하기 위한 입력데이터로 사용하기 위해 추출된 특징점들 간의 거리를 측정하여 벡터 매핑(Vector Mapping)을 하였으며, 최 장점(the feature point with longest distance)을 기준거리로 하여 각 점들간의 절대적인 거리를 상대적으로 표현하는 거리 정규화(distance normalization)과정을 거쳤다. 제안된 방법은 특징 추출

시 크기 및 기울기에 영향을 받지 않고 특징을 추출하므로 전처리에서의 정규화 과정이 생략되므로 처리시간의 단축을 가져온다. 또한, 추출된 특징은 뱀팽 과정에서 정규화단계를 거치므로 추출된 특징은 영상의 크기 및 기울기의 변화에 무관하게 된다. 본 논문에서는 추출된 특징의 유효성을 입증하기 위한 방법으로 인식실험을 하였는데 실험방법은 학습에 의한 변동량의 함수를 최대한 억제하고 특징 자체로서의 유효성만을 실험하기 위해서 유클리드 거리를 사용하여 유사도를 측정하는 방법을 사용하였다.

## II. 전처리

### 1. 이치화

일반적으로 필기체 숫자 패턴은 스캐너를 통해 256 그레이 레벨로 입력받는다. 하지만 실용적인 시스템에서는 처리의 고속성과 저 가격을 요구하기 때문에 정보량이 많은 그레이 레벨 데이터를 그대로 다루는 것은 경제적이지 못하므로 그레이 레벨 데이터를 '1'과 '0'의 형태로 표현하기 위해 이치화(Binarization)한다. 필기된 숫자 영상의 특징을 해석하려면 필기체 숫자 영상의 숫자와 배경을 분리해야 되는데 식(1)의 역치처리(thresholding)에 의해 처리한다.

$$f_i(i, j) = \begin{cases} 1: & f(i, j) \geq t \text{일때} \\ 0: & f(i, j) < t \text{일때} \end{cases} \quad (1)$$

여기서  $f_i(i, j)$ 는 필기체 숫자를 구성하는 화소를 나타내고  $t$ 는 임계치를 말한다.

### 2. 잡음 및 동공점 제거

입력 숫자패턴을 스캐너로 입력할 때 흑화소가 훼손되거나 잡음이 첨가될 수 있다. 이 경우 특징 추출과 세션화 처리를 용이하게 하기 위하여 입력숫자의 잡음과 동공점을 제거한다.[8, 9, 10] 잡음 및 동공점의 제거는 대상이 되는 중심 픽셀을 P로 하고 이웃한 8개의 픽셀을  $P_i$ , ( $i = 1, 2, \dots, 8$ )로 하였을 때,

$$S(p) = \sum_{i=1}^8 (P_i) \quad (2)$$

로 구할 수 있다.

### 3. 세션화

세션화는 입력영상으로부터의 구조적인 특징추출을 위한 대표적인 전처리 기술로써 폭넓게 활용되어 왔다. 본 논문에서 특징점으로 추출하는 끝점, 집합점, 분기점, 그리고 성분간의 연결과 같은 중요한 특징점의 추출을 용이하게 해주며, 또한 불특점의 확실한 위치 설정과 정확한 선택을 위하여 입력된 필기체 숫자에 대해서 세션화처리를 적용한다.[1, 2]

본 논문에서는 처리속도와 유사도 및 골격선의 품질이 우수한 것으로 알려진[21] 병렬세션화 알고리즘을 적용하였는데, 기본적인 병렬 알고리즘은 Rutoviz [18]가 제안한 알고리즘에다 Stefanelli와 Rosenfeld[19]의 알고리즘을 적용하여 구현하였다. 이 방법에서는 첫 번째 반복 단계에서 다음의 필요충분 조건을 모두 만족하는 경우 화소 p를 제거한다.

- (1)  $2 \leq N(p) \leq 6$
- (2)  $S(p) = 1$
- (3)  $p_2, p_4, p_6 = 0$
- (4)  $p_4, p_6, p_8 = 0$

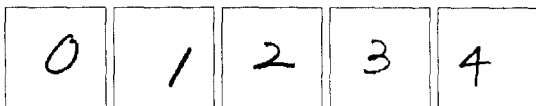
여기서  $N(p)$ 은 p1과 이웃한 8개 이웃들의 1의 개수로 다음과 같이 표현된다. 여기서 참조하는 8이웃은 중앙을 p1으로하고 그 오른쪽을 p2로 한다. p3-p9는 반시계 방향으로 부여한다.

$$N(p_1) = p_2 + p_3 + \dots + p_9 \quad (3)$$

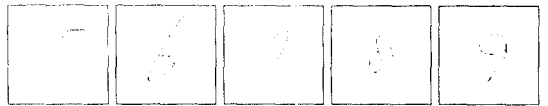
$S(p)$ 는 이웃한 8개의 픽셀을 순차적으로 탐색하였을 때 0에서 1로 변화한 총 개수이다. 두 번째 반복단계인부 반복 단계에서는 다음의 필요충분 조건을 다 만족해야 한다.

- (1)  $2 \leq N(p) \leq 6$
- (2)  $S(p) = 1$
- (3)  $p_2, p_4, p_8 = 0$
- (4)  $p_4, p_6, p_8 = 0$

그림 1은 세션화된 필기체 숫자 영상의 예이다.



(a)



(b)

그림 1. 입력된 필기체 숫자영상과 세션화된 필기체 숫자영상

(a) 입력된 필기체 숫자영상

(b) 세션화된 필기체 숫자영상

Fig. 1 Sample handwritten numeral and thinned images

(a) Input handwritten numeral images

(b) Thinned handwritten numeral images

### III. 특징추출

특징추출은 전처리 단계에서 넘겨받은, 세션화된 숫자 획을 추적하여 얻어진 추적 데이터로부터 필요한 특징을 추출한다. 본 논문에서는 추적 순서에 따라 얻어진 추적좌표를 3차원 공간좌표에 투영하여 x축 좌표평면과 y축 좌표평면으로 이루어진 2차원 좌표로 분리하여, 각각의 좌표평면에 대한 분석을 통하여 특징점을 추출한다.

#### 1) 필기체 숫자의 획의 추적

추적은 일렬로 늘어선 화소의 연속으로 획을 정의하고, 획의 시작점의 구분에 의해 시작한다. 시작점으로부터 추적은 획의 끝점(EP: End Point) 또는 획의 교차점(JP: Junction Point)에 도달할 때까지 진행된다. 각각의 화소  $P_i$ 는 식(4)과 같이 관련된 변이함수  $T(P_i)$ 에 포함되고, 8개의 이웃한  $P_i$ 들이 반시계 방향으로 한 번씩 추적될 때 0에서 1의 숫자의 변화로 정의된다.  $T(P_i) = 1$ 일 때, 화소는 EP이고,  $T(P_i) \geq 3$ 이면 화소는 JP이다.

$$T(P_i) = \sum_{j=1}^8 P_j \quad (4)$$

획의 추적에는 다음과 같은 방법을 적용한다.

(1) 시작점은 좌측 최 상단점(0, 0)을 기준으로 하여 유클리드 거리를 사용하여 가장 거리가 짧은 점을 시작점으로 한다.

(2) 시작점으로부터 추적을 시작하는데 8방향 체인 코드를 사용하여 이웃한 화소를 추적할 때 추적되지 않은 단 하나의 이웃한 화소가 있을 때 그 화소를 추적한다.

(3) 한 개 이상이 존재하면 선택이 필요한데 현재 추적하는 방향을 기준으로 하여 먼저 들어오는 분기에 대해 나가는 분기가 최소한의 방향편차를 갖는 화소를 선택한다.

(4) 방향편차가 동일한 경우는 TBLR(Top-Bottom-Left-Right)방법을 적용한다.

2) 특징추출

2-1) 특징평면의 추출

x, y좌표계 상에 N개의 점으로 이루어진 시작점이 (x0, y0)인 어떤 선이 존재하면, 이 선은 다음과 같은 좌표 쌍으로 구성되어 있다.

$$(x_0, y_0), (x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_{N-1}, y_{N-1}) \quad (5)$$

여기서, 임의의 k번째 점은 x(k)=xk, y(k)=yk와 같이 표현 할 수 있다. 또한 추적에서 획득한 공간좌표인 (x, y, z)로 표현할 수 있다.

세션화 처리된 영상의 추적 순서에 따라 모여진 점들의 집합을 s(k)라 하면, s(k)는 다음과 같이 정의된다.

$$s(k)=[x(k), y(k), z(k)] \quad (k=0, 1, 2, \dots, N-1) \quad (6)$$

다시 공간좌표 s(k)를 2차원의 평면좌표로 표현할 수 있는데, 이때 x축과 z축으로, y축과 z축으로 표현하면 다음과 같다.

$$s(k)=[x(k), z(k)] \quad (k=0, 1, 2, \dots, N-1) \quad (7)$$

$$s(k)=[y(k), z(k)] \quad (k=0, 1, 2, \dots, N-1) \quad (8)$$

여기서 보면 x와 z, y와 z평면에 투영시킨 것과 같음을 알 수 있다. 이와 같은 방법으로 x축 좌표 평면과 y축 좌표 평면을 분리한 것이 그림 2, 그림 3이다.

2-2) 특징점 추출

세션화된 필기체 숫자 영상에는 곡선의 변화가 심한 부분이 있는데 이러한 점들이 찾으려고 하는 특징점이다. 필기체 숫자 영상에서 직접 굴곡이 심한 부분을 찾기 위한 방법[7]도 있으나, 이러한 방법은 구현하기도 어렵고 많은 계산시간을 요한다.

본 논문에서 제안하는 방법은 추출된 투영 평면상의 피크점을 찾아 특징점으로 선택을 하는데 특징평면에 투영된 모습을 보면 파형의 형태를 띠고 있음을 알게 된다. 이 파형의 위쪽으로 볼록한 꼭지점과 아래로 볼록한 꼭지점을 가지고 있는데 이 점들이 필기체 숫자 영상에서 필기때 획의 진행 방향의 변화가 있는 부분이다. 바로 이 부분이 필기체 숫자 영상에서의 굴곡점이 되며, 추출하고자 하는 특징점이다. 특징점은 2차 미분을 하여 구한다.

- 1차 미분계산

x방향의 미분계산

$$\Delta x f(i, j) = f(i, j) - f(i-1, j) \quad (9)$$

y방향의 미분계산

$$\Delta y f(i, j) = f(i, j) - f(i, j-1) \quad (10)$$

양 방향의 계산된 미분치를 이용하여 크기를 계산한다.

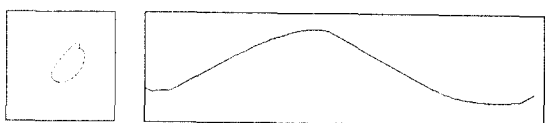
$$T = \sqrt{(\Delta x f(i, j))^2 + (\Delta y f(i, j))^2} \quad (11)$$

- 2차 미분 계산

$$\Delta x_2 f(i, j) = f(i-1, j) - sf(i, j) + f(i+1, j) \quad (12)$$

$$\Delta x_2 f(i, j) = f(i-1, j) - sf(i, j) + f(i+1, j)$$

미분한 결과의 차분 값을 이용하여 값이 “+” 영역에서 “-” 영역으로 이동될 때 그 영역을 추출한다.



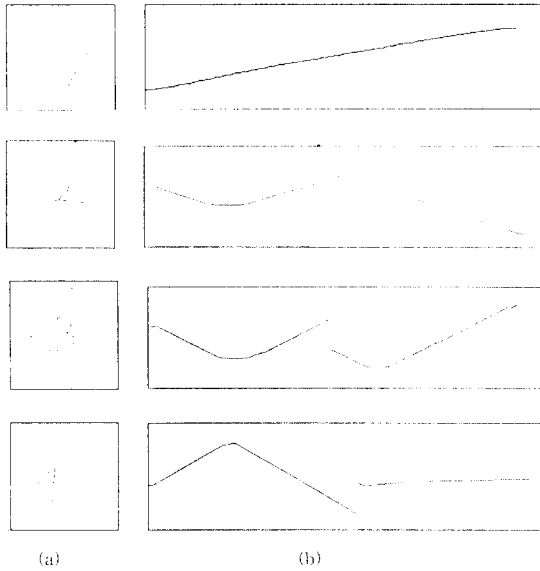


그림 2. y-z 평면상에 투영된 모습  
 (a) 세션화된 숫자영상 (b) y-z 평면상에 투영된 모습  
 Fig. 2 Handwritten numeral patterns projected on y-z plane  
 (a) Thinned handwritten numeral patterns  
 (b) Thinned handwritten numeral patterns projected on y-z plane

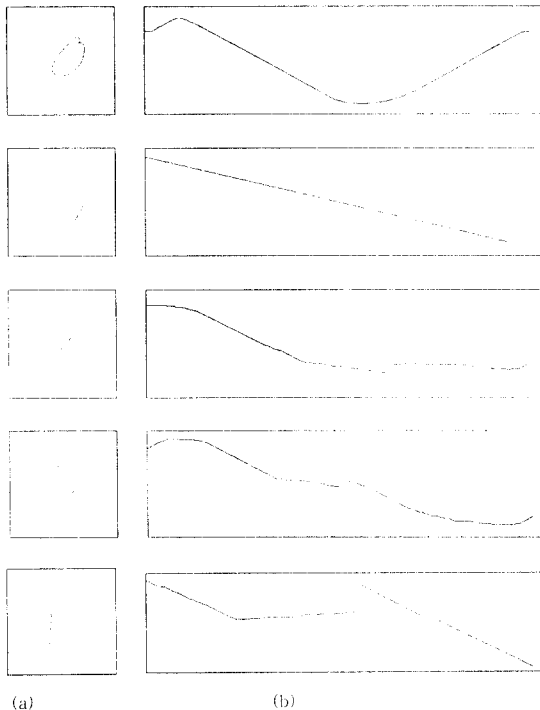


그림 3. x-z 평면상에 투영된 모습  
 (a) 세션화된 숫자영상 (b) x-z 평면상에 투영된 모습  
 Fig. 3 Handwritten numeral patterns projected on x-z plane  
 (a) Thinned handwritten numeral patterns  
 (b) Thinned handwritten numeral patterns projected on x-z plane

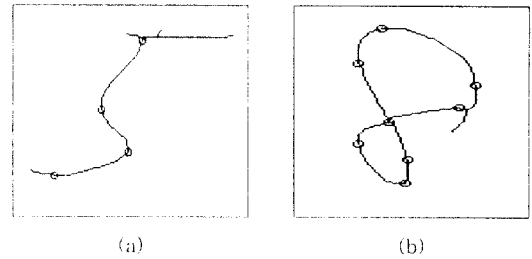


그림 4. 추출된 특징점의 예  
 (a) 숫자 5에 대한 특징점 (b) 숫자 8에 대한 특징점  
 Fig. 4 The extracted feature points.  
 (a) The feature points of numeral 5  
 (b) The feature points of numeral 8

#### IV. 실험 및 분석

##### 1. 제안시스템의 구성

본 논문에서 제안하는 필기체 숫자인식 시스템의 구성은 그림 5에 나타내었다. 그림에서 보듯이 필기된 숫자를 스캐너를 사용하여 320×320 화소로 입력 받아 전처리 과정을 거쳐 이치화하고 잡음을 제거, 세션화된 후 세션화된 화을 추적하여 각 화소에 대한 공간 좌표를 획득하고 x와 y좌표에 대한 특징 평면을 분리한다. 분리된 특징 평면상에서 특징점을 추출하여 각 특징점들 간의 거리를 계산하여 최장점을 기준으로 정규화 하여 특징 패턴을 구성한다.

##### 2. 표준패턴

본 논문에서 사용하는 특징점은 끝점, 교차점, 분기점, 굴곡점들이다. 인식을 위한 표준패턴을 작성하기 위해 각 입력 영상에서 특징벡터를 추출하였으며 특징벡터로서 각 특징점들간의 거리를 사용하였다. 거리는 기하학적인 특징공간내의 유클리드거리(Euclidean Distance)계산 알고리즘[2, 3]을 이용(식 13), 각 특징점들간의 거리를 구하여 최장거리를 구한다.

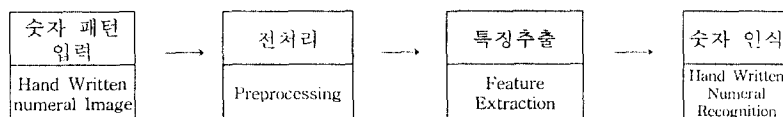


그림 5. 전체 시스템 구성도  
Fig. 5 The block diagram of the whole system

최장거리를 절대거리로 하고 다시 각각의 점들에 대해 상대거리를 구하는 벡터매핑을 통해 특징벡터를 추출한다. 숫자의 경우 필기도구나 필기자세등에 따라 크기와 기울기등의 변화를 포함하고 있는데, 각 특징점들에 대한 상대거리를 구하므로 써 크기변화나 회전변화에 무관한 특징벡터를 구할 수 있다.

$$d_i = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2}, \quad (i \neq j) \quad (13)$$

$$d_{\max} = \text{Max}(d_i, d_j) \quad (i = 0, 1, 2, \dots, n) \quad (14)$$

이 과정을 특징점 4개로 예시하면 그림 9에서 각 특징점을 P1, P2, P3, P4로 할 때 특징점들간의 거리를 d1, d2, d3, d4, d5, d6으로 구해지고 최대 거리는

$$d_{\max} = \text{Max}(d1, d2, d3, d4, d5, d6) \quad (15)$$

로 구할 수 있다.

이때,  $d_{\max} = d6$ 로 가정하면 각 특징점들 간의 상대 거리는

$$\begin{aligned} d1' &= d1/d_{\max} \\ d2' &= d2/d_{\max} \\ d3' &= d3/d_{\max} \\ d4' &= d4/d_{\max} \\ d5' &= d5/d_{\max} \end{aligned} \quad (16)$$

로 구할 수 있다. 각 특징 벡터의 분포를 구하여 표준 패턴을 만든다.

본 논문에서는 총 200개의 숫자 데이터를 입력하여 이중 100개의 데이터를 표준패턴으로 사용하였다. 그림 6은 특징점들간의 벡터를 나타내고, 작성된 표준 패턴은 표 1과 같다.

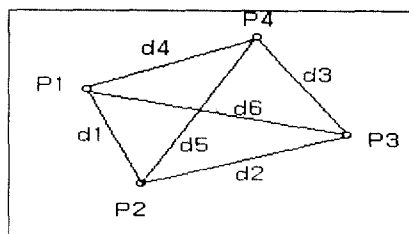
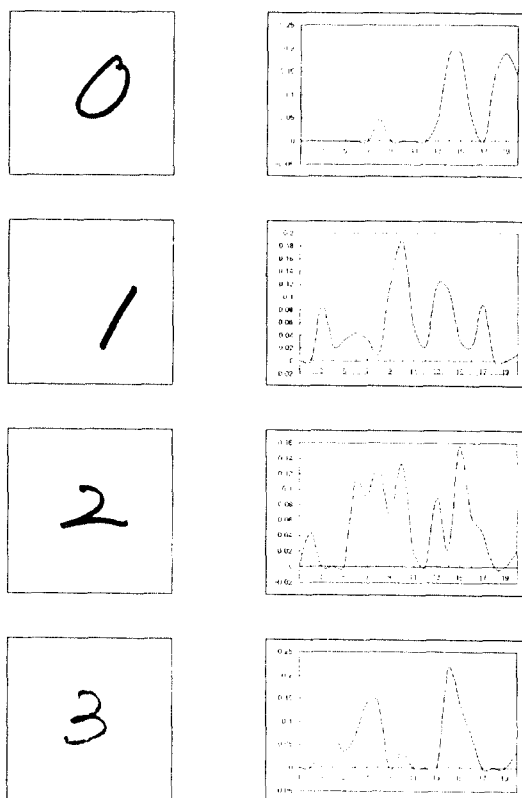


그림 6. 특징점들 간의 벡터  
Fig. 6 The distance vector map between each feature points



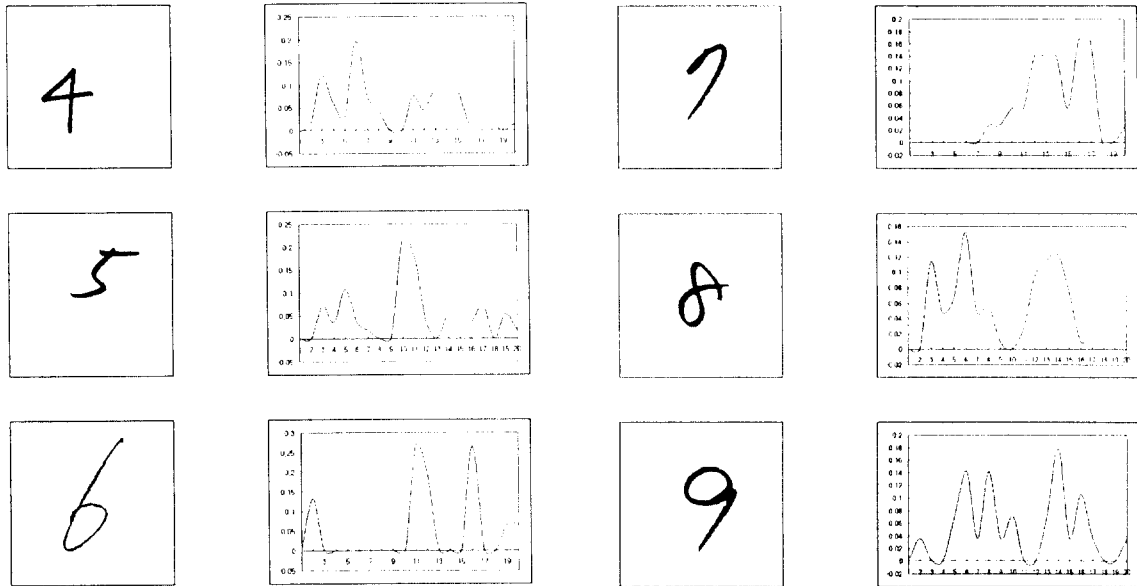


그림 7. 표준 패턴

Fig. 7 The typical signature and their feature diagrams.

표 1. 표준 패턴 맵

Table 1. The feature maps of typical numeral

Class	Numeral 0	Numeral 1	Numeral 2	Numeral 3	Numeral 4	Numeral 5	Numeral 6	Numeral 7	Numeral 8	Numeral 9
0.00	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
0.10	0.0000	0.0000	0.0444	0.0000	0.0339	0.0000	0.1333	0.0000	0.0000	0.0357
0.15	0.0000	0.0879	0.0000	0.0357	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.1143	0.0000
0.20	0.0000	0.0220	0.0000	0.0714	0.0000	0.0476	0.0000	0.0000	0.0476	0.0000
0.25	0.0000	0.0330	0.0000	0.0357	0.0000	0.1905	0.0000	0.0000	0.0667	0.0714
0.30	0.0000	0.0440	0.1111	0.0714	0.1271	0.0476	0.0000	0.0000	0.1524	0.1429
0.35	0.0000	0.0330	0.0889	0.1429	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0476	0.0357
0.40	0.0476	0.0110	0.1333	0.1429	0.0169	0.0000	0.0000	0.0278	0.0571	0.1429
0.45	0.0000	0.1209	0.0667	0.0000	0.0085	0.0000	0.0000	0.0278	0.0095	0.0357
0.50	0.0000	0.1868	0.1333	0.0357	0.0932	0.0000	0.0000	0.0556	0.0000	0.0714
0.55	0.0000	0.0549	0.0222	0.0000	0.0817	0.0952	0.2667	0.0556	0.0286	0.0000
0.60	0.0000	0.0220	0.0000	0.0000	0.2203	0.2857	0.2000	0.1389	0.0952	0.0000
0.65	0.0476	0.1209	0.0889	0.0000	0.0593	0.0000	0.0000	0.1389	0.1143	0.0714
0.70	0.1905	0.1099	0.0222	0.2143	0.0593	0.0000	0.0000	0.1389	0.1238	0.1786
0.75	0.1905	0.0330	0.1556	0.1429	0.0932	0.0000	0.0000	0.0556	0.0762	0.0357
0.80	0.0476	0.0220	0.0667	0.0714	0.0763	0.1429	0.2667	0.1667	0.0095	0.1071
0.85	0.0000	0.0879	0.0444	0.0000	0.0593	0.0932	0.0000	0.1667	0.0190	0.0357
0.90	0.1429	0.0000	0.0000	0.0000	0.0339	0.0000	0.0000	0.0000	0.0190	0.0000
0.95	0.1905	0.0000	0.0000	0.0000	0.0169	0.0476	0.0667	0.0000	0.0095	0.0000
1.00	0.1429	0.0110	0.0222	0.0357	0.0169	0.0476	0.0667	0.0278	0.0095	0.0357

### 3. 실험 및 결과 분석

일반적으로 패턴인식은 물체에 반사되어 들어오는 영상을 통해 이것을 축적된 지식과 경험, 추론에 의해서 비교 판단 함으로써 대상체를 인식하는 것이나 컴퓨터는 영상의 이미지를 화소단위로 영상의 의미를 가려 불필요한 부분을 제거하고, 인식에 필요한 의미 있는 데이터 영역만을 검출하는 작업과 특징값을 추출하는 작업을 통해서 만이 인식이 가능하다. 실험은 Pentiumm-100MHz PC를 사용하였으며 언어로는 Turbo C++ 3.0을 사용하였다. 입력은 Aero사의 300DPI 핸드 스캐너를 사용하여 PCX파일 형태로 컴퓨터 내로 입력하여 영상편집기로 스캔된 영상을 320×320화소 크기로 잘라낸다. 잘라낸 필기체 숫자 영상은 thresholding에 의하여 이치화 처리를 한 후 세션화하였다. 세션화 방법은 병렬세션화 방법을 사용하였으며 획의 추적에는 8방향 체인 코드를 이용하여 방향 편차가 가장 적은 점을 우선으로 추적하였다. 방향편차가 동일할 경우에는 인간의 필기순서와 유사한 TBLR(Top-Bottom-Left\_Right)를 적용하였다. 특징패턴의 구성은 벡터매핑을 하여 구한 특징 벡터를 정규화 하여 분포별로 20개의 그룹으로 분류하여 입력패턴을 구성하였다. 실험에 사용한 데이터는 부작위로 추출한 200개의 필기된 숫자를 사용하였으며, 이들 중 100개는 표준패턴 작성에 사용하였고, 나머지 100개는 인식에 사용하였는데 실험에 사용한 필기체 숫자패턴의 예를 부록에 보였다.

표준패턴과 입력패턴과의 유사도는 기하학적 특징 공간내의 유클리드거리에 의해 계산된다.

$$d = \sqrt{\sum_{i=1}^n (S_i - P_i)^2} \quad (17)$$

인식 과정에서는 표준패턴과 비교패턴간의 정규화된 유클리드 거리차를 이용하여 인식과 기각을 결정하는데 이때, 인식과 기각을 결정하기 위한 임계치가 요구된다. 본 논문에서는 적절한 임계치를 설정하기 위하여 1) 임계치를 0.15로 하였을 때, 2) 임계치를 0.20으로 하였을 때, 3) 임계치를 0.25로 하였을 때의 3 단계로 나누어 인식률을 조사하였다. 두 패턴이 동일하다면 거리 차가 발생하지 않으므로 두 패턴간의 거리의 차는 0.0이 되고 두 패턴이 완전히 다르다면 즉, 직교성을 가지면 거리차는 1.0이 된다. 표 2에서 보는

바와 같이 임계치를 0.15로 매우 낮게 하였을 때 인식률이 81.0%로 떨어지고 0.25로 하였을 때는 97.5%로 증가하였는데, 임계치를 낮게 할수록 더욱 패턴을 세분화시켜 신뢰도가 커지고, 임계치를 높게 할수록 대략적인 분류를 하기 때문에 신뢰도가 낮아지지만 본 논문에서 제안한 특징의 경우 필기체 숫자에 대해서 임계치를 0.25 정도로 사용할 수 있는 것으로 분석된다.

표 2. 임계치에 따른 인식률 비교

Table 2. The recognition rate according to the threshold.

Number of Test patterns	Recog. rate		
	th = 0.15	th = 0.2	th = 0.25
200	81.0%	93.5%	97.5%

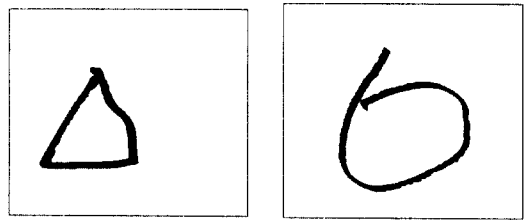


그림 8. 오인식된 패턴의 예  
Fig. 8 The failed example.

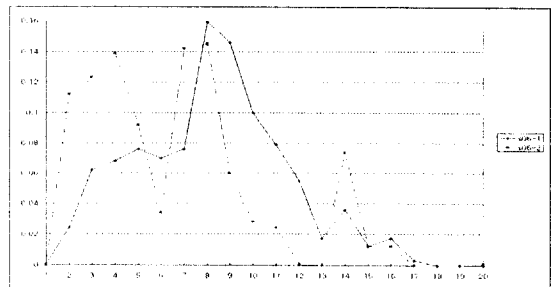


그림 9. 실패한 경우의 특징 패턴의 비교

Fig. 9 The comparison of the feature diagram between the reference and failed pattern.

그림 8에서는 실패한 결과를 보여주고 있고, 그림 9는 특징패턴을 보여주고 있다.

이상과 같은 결과에서 본 논문에서 제안한 특징점 추출 방법이 필기체 숫자 인식에 기여할 수 있으며



다른 특징 추출방법과 더불어 필기체 숫자인식의 주요 기술로 이용할 수 있을 것으로 기대된다.

### V. 결 론

정보화 사회의 도래에 따라 필기체 자동인식 기술에 대한 욕구도 함께 높아졌다. 필기체 자동인식은 기존의 문서화된 서류의 문자를 자동 인식함으로써 많은 양의 문서를 쉽게 정보화 시키므로 자동차 번호판 인식, 우편번호 인식 등으로 현대사회에 많은 기여를 할 것이다.

본 논문에서는 세션화된 필기체 숫자의 획을 추적하여 얻어진 동적 정보를 사용하여 특징점을 보다 쉽고 빠르게 찾는 알고리즘과 획특한 특징점에서 정규화된 특징벡터를 추출하여 특징맵을 구성하는 알고리즘을 제안하였고, 필기체 숫자인식 실험을 통하여 본 알고리즘의 유효성을 입증하였다. 오인식결과를 분석한 결과 숫자의 굴곡변화가 적은 경우와 숫자의 획이 조밀하게 밀집되어 있는 경우에 실패할 확률이 높았다. 또한 임계치를 얼마로 하느냐에 따라 인식률이 현격한 차이를 보인다. 임계치를 너무 작게 설정할 경우 기준패턴에 대한 기각률이 높아지고 임계치를 높게 설정할 경우 오인식률이 높은 문제점이 생기므로 임계치를 어느 선으로 설정 할 것인가는 응용분야에 따라 좀더 많은 양의 데이터를 가지고 실험을 해야 할 것이다. 또한 단일 특징만을 가지고 필기체 숫자를 완벽하게 판별해 내기는 어렵기 때문에 여러 가지 특징을 복합적으로 적용하는 방법도 개발되어야 하겠다. 아울러 전처리 단계에서도 필기체 숫자인식에 맞는 세션화 방법이나 추적방법도 앞으로의 논문 과제라 할 수 있다.

### 참 고 문 헌

1. Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods, "Digital Image Processing" Addison Wesley, 1992.
2. Jae S. Lim, "Two-Dimensional Signal and Image Processing", Prentice-Hall International Editions, 1990.
3. Maher A. Sid-Ahmed, "Image Processing", McGraw-Hill, Inc., 1994.

4. Dwayne Phillips, "Image Processing in C", R&D Publications, Inc., 1994.
5. Jack C. Pan and Sukhan Lee, "Offline Tracing and Representation of Signatures", Proceeding on IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 679-680, June, 1991.
6. Yingyong Qi and Bobby R. Hunt, "Signature Verification Using Global and Grid Features", Pattern Recognition, Vol. 27, No. 12, pp. 1621-1629, 1994.
7. Yogendra. A. J. Tejwani and Richard A. Jones, "Machine Recognition of Patial Shapes Using Feature Vectors", IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Vol. SMC-15, No. 4, July/August, 1985.
8. W. Nemcek and W. Lin, "Experimental investigation of automatic signature verification", IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics 4, pp. 121-126, 1990.
9. 이성환, "패턴인식의 원리", 홍릉과학출판사, 1994.
10. 이성환, "문자인식", 홍릉과학출판사, 1994.
11. 김태균, 최형진, "화상 처리 기초", 정익사, 1990.
12. 오영환, "패턴 인식론", 정익사, 1991.

### 부 록

필기체 숫자 패턴의 예



2 2 2 2 2 2 2 2 2  
 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
 2 2 2 2 2 2 2 2 2  
 4 4 4 4 4 4 4 4 4  
 4 4 4 4 4 4 4 4 4  
 4 4 4 4 4 4 4 4 4  
 4 4 4 4 4 4 4 4 4  
 4 4 4 4 4 4 4 4 4  
 4 4 4 4 4 4 4 4 4  
 4 4 4 4 4 4 4 4 4  
 4 4 4 4 4 4 4 4 4  
 4 4 4 4 4 4 4 4 4  
 4 4 4 4 4 4 4 4 4  
 4 4 4 4 4 4 4 4 4  
 6 6 6 6 6 6 6 6 6  
 6 6 6 6 6 6 6 6 6  
 6 6 6 6 6 6 6 6 6  
 6 6 6 6 6 6 6 6 6  
 6 6 6 6 6 6 6 6 6  
 6 6 6 6 6 6 6 6 6  
 6 6 6 6 6 6 6 6 6  
 6 6 6 6 6 6 6 6 6  
 6 6 6 6 6 6 6 6 6  
 6 6 6 6 6 6 6 6 6  
 8 8 8 8 8 8 8 8 8  
 8 8 8 8 8 8 8 8 8  
 8 8 8 8 8 8 8 8 8  
 8 8 8 8 8 8 8 8 8  
 8 8 8 8 8 8 8 8 8  
 8 8 8 8 8 8 8 8 8  
 8 8 8 8 8 8 8 8 8  
 8 8 8 8 8 8 8 8 8  
 8 8 8 8 8 8 8 8 8  
 8 8 8 8 8 8 8 8 8

3 3 3 3 3 3 3 3 3  
 3 3 3 3 3 3 3 3 3  
 3 3 3 3 3 3 3 3 3  
 3 3 3 3 3 3 3 3 3  
 3 3 3 3 3 3 3 3 3  
 3 3 3 3 3 3 3 3 3  
 3 3 3 3 3 3 3 3 3  
 3 3 3 3 3 3 3 3 3  
 3 3 3 3 3 3 3 3 3  
 3 3 3 3 3 3 3 3 3  
 3 3 3 3 3 3 3 3 3  
 3 3 3 3 3 3 3 3 3  
 3 3 3 3 3 3 3 3 3  
 3 3 3 3 3 3 3 3 3  
 5 5 5 5 5 5 5 5 5  
 5 5 5 5 5 5 5 5 5  
 5 5 5 5 5 5 5 5 5  
 5 5 5 5 5 5 5 5 5  
 5 5 5 5 5 5 5 5 5  
 5 5 5 5 5 5 5 5 5  
 5 5 5 5 5 5 5 5 5  
 5 5 5 5 5 5 5 5 5  
 5 5 5 5 5 5 5 5 5  
 5 5 5 5 5 5 5 5 5  
 5 5 5 5 5 5 5 5 5  
 5 5 5 5 5 5 5 5 5  
 7 7 7 7 7 7 7 7 7  
 7 7 7 7 7 7 7 7 7  
 7 7 7 7 7 7 7 7 7  
 7 7 7 7 7 7 7 7 7  
 7 7 7 7 7 7 7 7 7  
 7 7 7 7 7 7 7 7 7  
 7 7 7 7 7 7 7 7 7  
 7 7 7 7 7 7 7 7 7  
 7 7 7 7 7 7 7 7 7  
 7 7 7 7 7 7 7 7 7  
 9 9 9 9 9 9 9 9 9  
 9 9 9 9 9 9 9 9 9  
 9 9 9 9 9 9 9 9 9  
 9 9 9 9 9 9 9 9 9  
 9 9 9 9 9 9 9 9 9  
 9 9 9 9 9 9 9 9 9  
 9 9 9 9 9 9 9 9 9  
 9 9 9 9 9 9 9 9 9  
 9 9 9 9 9 9 9 9 9  
 9 9 9 9 9 9 9 9 9



고 찬(Chan Koh) 정회원  
 1974년 2월:경희대학교 공학사  
 (기계공학)  
 1983년 8월:연세대학교 공학석  
 사(전산학)  
 1991년 2월:경희대학교 공학박  
 사(전자공학)  
 1987년:정보처리 기술사 자격취득  
 1992년 12월~1994년 2월:미국 North Carolina State  
 University, Post Doc.  
 1994년 12월~1995년 6월:미국 Stanford University, 객  
 원교수  
 1996년 6월~1996년 8월:미국 San Jose State University,  
 초빙교수  
 1995년 8월~1997년 7월:미국 Date Transform Tech-  
 nology Inc., 연구원  
 1990년 12월~1992년 12월:정보처리 기술사회 이사  
 1997년 3월~현재:서울산업대학교 전자계산소 소장  
 1982년 2월~현재:서울산업대학교 전자계산학과 교수  
 ※ 주관심분야:그래픽스/패턴인식, 영상 DB



이 창 인(Lee Chang-In) 정회원  
 1990년 2월:서울산업대학교 전자  
 계산학과(공학사)  
 1997년 2월:서울산업대학교 전자  
 계산학과(공학석사)  
 1983년 4월~현재:서울산업대학교  
 전자계산소  
 ※주관심분야:영상처리, 패턴인식