

## 문자인식을 위한 특징벡터의 부분 정보를 이용한 대분류 방법

正會員 姜 仙 美\* 正會員 吳 根 昌\* 正會員 黃 勝 郁\*  
正會員 梁 潤 模\* 正會員 金 惠 鎮\*

### A Rough Classification Method for Character Recognition Based on Patial Feature Vectors

Sun Mee Kang\*, Keun Chang Oh\*, Sung Wok Hwang\*, Yun Mo Yang\*,  
Duck Jin Kim\* *Regular Members*

#### 要 約

본 논문에서는 문자 인식을 위한 효율적인 대분류 방법을 제안하였다. 기존의 대분류 방법은 입력된 문자를 인식 대상문자마다 미리 작성된 표준 특징벡터와 유사도 계산에 의해 인식 후보문자들을 선정하는 것이었으나, 제안한 대분류 방식은 유사한 문자들을 같은 그룹으로 모아서 그 그룹에 속한 문자들의 평균 값을 대표값으로 사용하는 것이다. 문자의 영역을 몇개의 소영역으로 분할하고, 각 소영역에 해당되는 부분벡터로 ISODATA 알고리즘을 이용하여 적당한 수의 그룹을 형성한다. 입력문자의 부분정보에 해당되는 소영역의 부분특징벡터와 대응되는 그룹들과의 거리를 계산한 후, 부분과의 거리 값을 최종적으로 다시 모아서 전체 거리 정보로 이용한다. 이러한 대분류 방법은 일반적인 방법에 비해 처리속도 면에서의 향상과 분류면에서의 확실성을 갖게 되었다.

#### ABSTRACT

In this paper a effective classification method for character recognition is proposed. The existing classification methods select candidates by comparing an unknown input character, with all the standard patterns based on the similarity measur. The proposed method, however, groups similiar characters together and uses their average distance as representative value of the group. We divided the character region into several sub-region and applied ISODATA algorithm to partial vectors of each sub-region to anstruct appropriate number of groups. After computing the distance between partial feature vector and its mapping group, we could collect all the information of input character ultimately. The proposed method showed improvement in the processing speed and certainty in classification than the existing methods.

#### I. 서 론

\*高麗大學校 電子工學科  
Dept. of Electronic Eng., Korea University  
論文番號 : 93 - 4 (接受1992. 5. 27)

본 연구는 패턴정합법을 기초로 한 통계적인 인식 방식에서 사용되는 대분류방법에 관한 것으로서, 기

존의 방법이 지닌 문제점이 처리속도면에서의 향상을 목표로 하였다. 일반적으로 인식과정은 입력문자에 관한 전처리, 문자의 특징을 추출하는 특징추출, 인식 대상문자에서 후보문자를 선정하는 대분류 및 최종 인식문자를 구별해내는 상세분류로 이루어져 있다. 각 과정은 서로 상호간의 보완적인 관계를 갖고 있으므로, 저자들이 이미 제안한 방법<sup>[1]</sup>으로 구성된 특징벡터에 적합한 대분류 방법을 중점적으로 기술하였다.

문자 인식을 위한 대분류의 기본적인 생각은 미지의 입력 문자와 유사한 문자들을 효율적으로 모아 놓고, 모아진 후보들 중에 입력 문자와 같은 문자가 확실하게 들어가도록 하는 일이다<sup>[2]</sup>. 각 문자(인식대상 문자: 한글의 경우 2350자)마다 이미 작성된 표준 특징벡터와 유사도 계산에 의해 후보문자를 결정하는 일반적으로 통계적인 인식 방법에서 사용되고 있는 대분류 방법은 분류되어지는 결과면에서는 비교적 만족할 만하나, 인식 대상 문자가 많고 복잡한 획의 구성을 갖고 있는 한글이나 한자 인식의 경우에는 처리 시간면에서의 막대한 손실이 따르게 된다. 또한 문자의 전체 정보가 같은 精度로 계산되어지므로 부분 정보의 효율적인 활용이 이루어지지 않고 있다. 이를 개선하여 부분 정보의 활용 및 후보 문자들에 대한 확실한 분류를 위한 새로운 분류 방식을 제안하였고, 이를 실험을 통하여 처리속도면에 있어서 매우 효율적임을 보였다. 부분 정보에 의한 분류에서 분류되는 그룹내의 문자들의 분산과 그룹간의 분산을 사용하여 적절한 수의 분류가 가능하도록 하는 ISODATA 알고리즘<sup>[3,4]</sup>을 적용하였다. 분류 실험에 이용된 한글 영상 데이터 베이스는 국내에 아직 표준화 작업이 진행되지 않는 관계로 본 연구실에서 연구용 표준 데이터 세트 12종류를 구축<sup>[5]</sup>하여 실험에 이용하였다. 그 결과 위에 기술된 일반적인 대분류 방법에 비해, 처리 속도면에서의 향상을 가져왔으며 부분 정보의 활용 등으로 누적분류율의 향상도 기할 수 있게 되었다.

## II. 부분 정보를 이용한 대분류

미지 패턴이 어느 문자로 분류가 되는지를 학습 문자세트에 의해 미리 작성된 사진을 참조하여 결정되는 것이 일반적이며, 가장 보편적인 방법으로는 각 문자마다 미리 작성된 표준 특징벡터와 미지 문자의 특징벡터와의 거리차에 의한 것이다(그림 1(a)). 이 방법은 모든 후보 문자들의 특징벡터와의 거리 계산

을 해야 하므로 막대한 계산량이 요구되며, 이에 대한 처리 시간면에서의 개선이 필요하다. 좀더 나은 방법으로는 유사한 문자들을 모아서 그들을 대표하는 표준 패턴을 작성하여 사전에 등록하는 일이다(그림 1(b)). 예를들면 '각' 과 '각'의 경우 매우 유사하므로 같은 그룹에 넣어서 그 그룹내의 유사문자들의 평균 특징벡터 값을 그룹의 대표 특징벡터로 사용하여 비교 대상을 줄여 줌으로써 계산량을 줄일 수가 있다. 그러나 이러한 방법 역시 효율적으로 사용하기 위해서는 적정 수준의 그룹 수가 되어야 하지만 그룹의 수를 줄이는데는 분류율이 상당히 나빠지는 경향을 볼 수 있었다(그림 2). 그러한 현상은 사용되고 있는 특징벡터의 차원과도 밀접한 관계가 있으므로 전

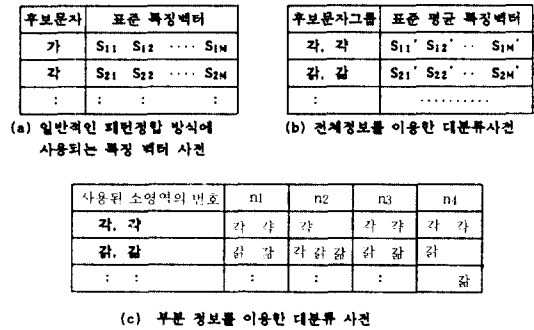


그림 1. 일반적인 대분류 및 제안된 대분류 방법에 의한 사전  
Fig 1. Dictionary for Rough Classification

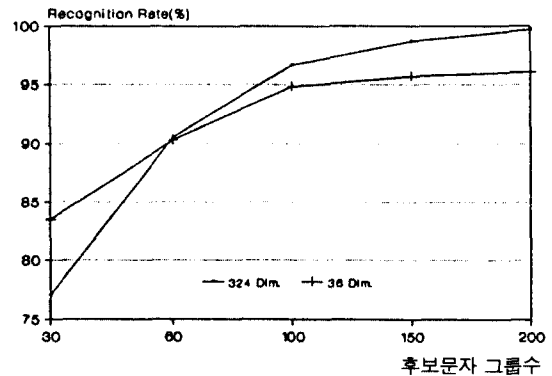


그림 2. 후보문자 그룹 수와 분류율과의 관계  
(분류 대상 문자: 200자, 사용된 특징벡터: 36차원 & 324 차원)  
Fig 2. Classification rates Depending on the number of Groups

체의 특징벡터를 부분적으로 나누어서 부분적 분류를 수행하므로써 분류 그룹의 수를 줄일수 있다.

이러한 현상은 전체 정보를 같은 精度로 사용하므로 대개의 경우 같은 그룹내의 후보 문자들은 그 그룹에 속하는 문자들의 평균에 해당하는 대표값과는 유사하나, 후보 문자들간의 다양한 획의 변화가 존재한다. 그러므로 한 그룹내의 후보들간에도 부분적인 분산값이 커지는 경향을 막을 수가 없다. 이러한 현상을 막기 위해서는 문자의 부분 정보에 해당되는 부분벡터를 이용하여 각 부분벡터마다 독립적으로 부분 유사문자들을 모으고, 그들의 부분 유사문자들의 평균값을 표준 부분 패턴으로 등록한다(그림 1(c)). 이렇게 등록된 값은 그 그룹내의 후보 문자들의 부분 특징벡터의 역할을 한다. 부분정보에 해당되는 각 영역마다 속하게 되는 그룹이 각기 다르므로 최종적으로 각 문자가 속하고 있는 그룹의 번호를 그룹 인덱스 사전에 기록해 둔다. 입력 문자의 특징벡터는 각 부분마다 그룹의 대표값과 거리계산을 한 후, 그룹인덱스 사전의 정보에 의해 전체정보로 통합을 하게 된다. 이렇게 계산된 거리는 입력문자와 각 문자와의 거리 계산으로 간주되며, 각 문자는 이미 계산된 부분 거리의 차를 더하는 것으로 간단하게 이루어질 수 있다.

1. 특징벡터의 구성

문자의 특징 벡터로는 패턴정합 방법을 기초로 한 통계적인 인식방법에서 사용되는 정보인 문자 획의 방향, 위치 및 밀도 정보를 통합한 것으로서 이미 저자들이 제안한 문자의 윤곽선소의 방향정보를 이용한 특징량의 구성법<sup>11)</sup>에 의한 것을 사용하였다. 그 특징을 살펴보면, 세선화 과정을 응용하여 세선화 템플릿에 의하여 추출되는 4 방향 정보를 특징소로 사용하였으며, 특징벡터의 구성에 있어서 9진트리의

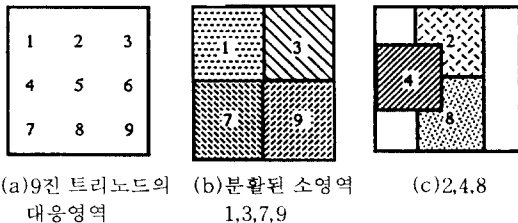


그림 3. 소영역의 예  
Fig 3. Examples of Sub-region

계층적 구조로 이루어졌다. 32×32로 정규화된 입력 문자를 가로 및 세로의 길이를 8(=32/4) 만큼 중첩하여 9개의 16×16의 소영역을 만든다.

9진트리의 각 노드는 그것의 9개의 부노드의 각 방향별 특징소의 합으로 이루어졌다. 템플릿에 의해 추출된 모든 특징소들은 해당되는 가장 작은 단위 영역인 2×2에 부가되며 상위 노드(4×4, 8×8, 16×16 영역)로 반복적으로 가산되어진다. 9진트리의 모든 노드(Node)는 4방향의 특징량을 갖으며, 32×32의 영상을 9진트리의 계층으로 반복 구성 할때 324차원(16×16영상의 36차원 ×9영역)을 16×16의 영상일 경우 36차원(8×8영상의 4차원 ×9영역)의 특징벡터를 갖게 된다.

2. 부분 벡터에 의한 분류

한글은 그 특성상 구조 정보가 뚜렷하고, 유사문자가 많다. 또한 개발된 특징벡터는 9개의 소영역에 따른 위치 정보(부분정보)를 갖게되며, 문자의 영상을 각 소영역의 특징벡터로 나눌 수 있다. 그림 4에서의 네모로 표시된 부분이 사용된 부분 정보의 위치(소영역)이며, 이에 따른 ISODATA 알고리즘을 이용한 분류의 결과를 표 1에 나타내었다.

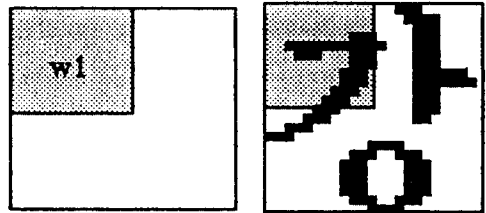


그림 4. 특징벡터의 영역과 입력 문자에의 적용  
Fig 4. The region of feature vector and it's application to an Input Character

주어진 문자들을 일정한 수의 그룹으로 분류하는 K-means알고리즘을 적용하였을 경우에는 그룹간의 거리의 분포와 그룹내의 문자들간의 분포 정도에 관한 정보를 정확하게 알 수 없으며, 따라서 그룹의 수를 적당하게 정하는 데 있어서 문제점이 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 본 연구에서는 분류된 그룹내의 원소들간의 분산값과 그룹간의 분산값을 고려하여 적절한 수의 그룹을 결정하는 ISODATA 알고리즘을 사용하였다. 매개변수로는 전체 후보문

표 1. 부분 정보에 의한 분류 결과 예  
Table. 1. The Examples of classified

result based on partial information.

1	가략괘꺾꺾꺾꺾꺾	12	골굴근	23	출천춘취춤
2	족중중중중중중	13	왓의웁위	24	떡땡뵤뵤
3	늪늪중늪늪늪 뽕뽕문뽕뽕뽕	14	말말멍믹밋	25	쑥쑥쑥쑥
4	닭뎃뎃뎃	15	콜콰꺾꺾	26	늪늪늪늪
5	완천췌	16	웁웁웁웁웁웁	27	손습쑥쑥
6	얹얹얹얹 위영엿일엿에	17	갯갯꺾꺾꺾꺾	28	곤꺾꺾꺾꺾
7	대더따때 떠뎃뎃뎃	18	카캔커케꺾꺾꺾	29	뵤뵤뵤뵤뵤뵤
8	삼샐샐샐 섭섭섯섯	19	람랜랏랏꺾꺾꺾꺾	30	납넢넢넢넢넢넢
9	뽕뽕뽕뽕 뽕뽕뽕뽕	20	복꺾꺾꺾꺾꺾꺾꺾꺾	31	꺾꺾꺾꺾꺾꺾꺾꺾꺾꺾
10	갯꺾꺾꺾꺾꺾 꺾꺾꺾꺾꺾꺾꺾꺾	21	뽕뽕뽕뽕뽕뽕	32	갯뵤꺾꺾
11	갯꺾꺾꺾꺾꺾꺾꺾꺾	22	싼꺾꺾꺾꺾꺾꺾꺾꺾	33	찬꺾꺾꺾꺾꺾꺾꺾꺾

(분류대상 문자: 200자, 분류 그룹수: 33, 사용된 부분 특징벡터의 차원: 36)

자수, 초기 분류그룹수, 최소 분류그룹수 등과 그룹 분할(splitt)을 위한 같은 그룹의 문자들간의 최소 분산값과 그룹합병(merge)의 기준으로 사용되는 그룹간의 최대 거리값이 있으며, 그 중 분할 과 합병의 기준 값은 실험을 통해 정하였다. 알고리즘의 일반적인 특성<sup>[3,4]</sup>에 대한 설명은 생략하겠다. splitt와 merge의 기준 값에 따른 분류 그룹의 수를 조절하여 영역별로 평균 50-70개의 그룹으로 나누었다. 전체 정보로 모으는데 사용된 소영역은 그림 3에 표시된 영역에서 1, 3, 7과 9에 해당하는 영역에서, 이에 따른 누적분류율은 표 2와 같다. 결과를 살펴보면 영역별 분류그룹의 수가 많을 수록 전체적으로 높은 분류율을 나타내고 있지만, 30위 까지의 후보 문자를 고려할 경우 분류되는 문자 그룹수에 무관하게 같은 분류율을 나타냄을 알 수 있다.

표 2. 분류후보문자 그룹 수와 누적 분류율과의 관계  
(대상문자: 2350자, 소영역 1,3,7과 9사용)

Table. 2. The Number of Groups and Classification Rate (단위%)

후보순위	5위	10위	20위	30위	50위
문자그룹수					
300(75그룹/영역)	98.4	99.7	100	100	100
250(63그룹/영역)	95.6	99.1	99.8	99.9	100
200(50그룹/영역)	92.3	97.8	99.6	99.9	100

3. 대분류 방식

각 소영역별로 대응되는 특징벡터를 이용하여 분류 한 결과, 영역마다 적절하게 분류되는 그룹의 수가 서로 다르게 나타났다. 예를 들자면, 한글은 소영역 3에 해당되는 부분에는 초성-자음 혹은 중성-모음이 위치하며 여기에 있을 수 있는 방향 성분은 주로 수평 성분과 수직 성분이다. 즉, 위치마다 존재하는 획의 방향 성분의 다양성에 따라서 그룹의 수가 제한을 받게 된다.

특징벡터의 부분 정보를 이용한 분류 작업은 분할된 소영역의 갯수와 위치 또는 사용된 벡터의 차원에 따라서 서로 다른 분류율을 보인다. 표준 특징벡터의 부분벡터에 의해 분류된 각 소영역별 분류 그룹의 대표값들은 거리 계산의 기준이 되며, 다음과 같은 형태로 구성 되었다.

소영역별 그룹 수 ( M )
그룹 1의 부분 특징벡터의 평균값 ( D: 부분 벡터의 차원 수)
그룹 2의 부분 특징벡터의 평균값
: : :
그룹 M의 부분 특징벡터의 평균값

그림 5. 그룹 부분특징벡터의 구성

Fig 5. Organization of the partial feature vector in each group.

1차 대분류는 입력문자의 각 소영역에 대응되는 부분특징벡터와 각 영역별로 그림 5의 그룹 부분특징벡터와의 거리를 계산한 후, 그룹 인덱스 사전을 참조하여 통합되는 과정을 거친다. 계산된 거리를 정렬하

여 거리가 가장 짧은 대상 문자중 충분한 수를 선정하게 되며, 선정된 후보문자들에 대하여 2단계 대분류를 실시한다. 후보문자들에 문자 전체정보에 해당되는 324차원을 사용하여 거리계산을 한후, 순위 내에 들어오는 문자들을 인식후보문자로 선정한다. 다음 상세분류를 실시한다.

### Ⅲ. 대분류 실험결과 및 분석

본 장에서는 2장에서 제안된 분류 방법에 따라서 대분류를 행하여 그 결과를 분석하였다. 분류 실험에 사용한 문자 세트는 4종류의 레이저프린트를 이용하여 각 3 종류씩 크기별로 출력시킨 12개의 문자세트로, 이 중 8개를 표준문자세트로 4개를 시험문자세트로 사용하였다.

표 2에 나타난 결과를 참조하여 영역별 평균 63개의 그룹이 형성되는 매개변수(splitt and merge parameter) 값을 사용하여, 9개의 소영역에 대하여 각각 분류하였다. 통합에 사용된 소영역은 그림 6과 같으며, 이에 따른 분류 결과는 표 3에 나타내었다.

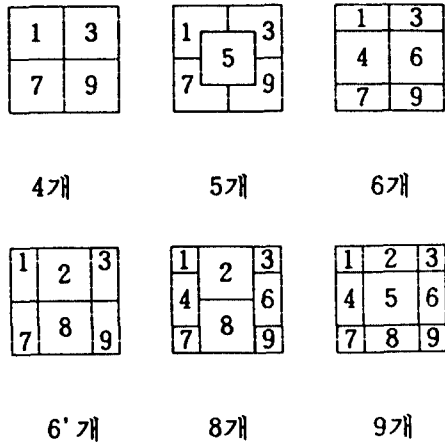


그림 6. 분류에 사용된 부분벡터에 해당되는 소영역  
Fig 6. Sub-Regions corresponding to partial feature vectors used in rough classification.

통합에 사용된 소영역의 수가 많을수록 전체적인 분류율은 높아지나, 30위까지의 후보문자를 고려할 경우에는 별 차이가 없음을 알 수 있다. 계산량을 고려할때 4개 혹은 5개의 소영역을 사용할 경우가 적당하다고 볼 수 있다.

표 3. 분류에 사용된 소영역의 수와 이에 따른 분류율

Table. 3. Classification rates according to number of sub-regions (단위%)

소영역수 / 후보순위	5위	10위	20위	30위	50위
4	95.6	99.1	99.8	99.9	100
5	97.5	99.5	99.9	99.9	100
6	97.3	99.5	99.9	99.9	100
6'	97.3	99.4	99.8	99.9	99.9
8	98.4	99.5	99.9	99.9	100
9	98.6	99.6	99.9	100	100

(약 63그룹 / 영역, 분류대상문자 2350자)

본 연구에서 적용한 대분류 기법의 가장 큰 잇점은 표 4에서도 알 수 있듯이 계산량의 감소에 의한 처리 속도면의 향상이다. 기존의 대분류 방식은 식 1과 같이 인식대상문자 수(KS2350자)와 문자의 특징벡터 차원(324차원)를 곱한 값에 비례한 계산량을 필요로 한다.

$$DCT_{324} \alpha \text{ (인식대상문자} \times 324 \text{차원)} \quad (1)$$

본 연구에서 분류한 대분류 방법에 의한 거리 계산 시간을  $T_{proposed}$ 라 하면, (식2)와 같은 관계식을 얻게 된다.

$$T_{proposed} \times (\text{사용된 소영역별 그룹수의 합계} \times 36 \text{차원} + \text{인식 대상문자수} \times \text{사용된 소영역의 수} + 30 \text{자} \times 324 \text{차원}) \quad (2)$$

$$T_{proposed} = \frac{4 \text{소영역} \times 63 \text{그룹} \times 36 \text{차원}}{2350 \text{자} \times 324 \text{차원}} + \frac{4 \text{소영역}}{324 \text{차원}} + \frac{30 \text{자}}{2350 \text{자}}$$

$$DCT_{324}$$

$$= 0.037 \times DCT_{324}$$

즉, 1차 대분류를 위해 입력문자의 부분벡터 36차원 (하나의 소영역에 대응되는 특징 벡터)에 통합에 사용할 소영역의 수 S와 각 소영역별 문자그룹의 수 C를 곱한 양의 계산에, 부분 그룹과의 거리를 통합하기 위하여 인식대상문자(2350자)에 사용된 소영역의

수를 곱한 양의 계산이 추가된다. 2차 대분류에서는 1차 대분류시 선출된 후보 문자의 수30에 전체특징벡터(324차원)를 곱한 양의 계산이 필요하다. 표4에서 알 수 있듯이 전체 계산량은 일반적인 대분류 방법에 비하여 약 1/27로 감소했으나, 이로인한 분류율의 손실은 없었으므로 제안된 대분류 기법의 효율성이 증명되었다.

표 4. 대분류 방법에 따른 계산량의 비교

Table. 4. Computational merit of the proposed method.

대분류 방법		계산량의 산출	비교
기존의 방법		$N \times D$ (2350자 $\times$ 324차원)	27.01
제안된 대분류 방법	1차	$S \times C \times DI + N \times S$ (4 $\times$ 63 $\times$ 36 $\times$ 차원+2350자 $\times$ 4)	1
	2차	$N1 \times D2$ 30자 $\times$ 324차원	

N: 분류대상문자(2350자) N1: 분류후 후보 문자의 수(30자)  
D: 전체 특징벡터(324차원) D1: 부분 특징벡터(36차원)  
S: 사용된 소영역의 수(4) C: 소영역별 분류수(63)

#### IV. 결 론

패턴 정합방식에 기초한 문자인식에 있어서 효율적이면서 확실한 대분류기법에 대한 새로운 방법을 제안하였다 기존의 대분류 방법은 입력된 문자를 각 문자마다 작성된 표준 패턴과의 유사도 계산에 의해 인식 후보문자들을 선정하는 것이었으나, 제안한 대분류 방식은 유사한 문자들을 같은 그룹으로 모아서 그 그룹에 속한 문자들의 특징벡터의 평균값을 각 문자들의 대표값으로 사용하는 방법이다. 특히, 문자의 부분 정보를 사용하여 문자 그룹을 만듦으로써 문자의 전체 정보를 같은 精度에서 다룰때에 발생 할 수 있는 오 분류를 막을 수 있게 되어 처리속도 면에서의 향상과 분류면에서의 확실성을 갖게되었다. 분류 실험 결과로는 분류 대상 문자 2350자에 대하여 기존 대분류 방법의 약 4%의 계산량으로도 같은 분류율을 얻을 수 있으므로 제안된 대분류 기법이 매우 효율적임을 알 수 있다. 부분 벡터의 활용에 있어서 좀더 한글의 특성을 살린 영역의 선정과, 이를 위한 특징 벡터의 정량적 분석 및 정성적 분석 작업 및 상세분류 대한 결과를 추후에 발표할 예정이다.

#### 參 考 文 獻

1. 강선미, 이기용, 황승욱, 양윤모, 김덕진, "고속 문자 인식을 위 特徵量 추출에 관한 연구 電子工學會 論文誌 第29卷 B編 第11號 pp. 132-109 1992.11.
2. 江島 俊朗, 勝山 裕木村 正行 "特徴ベクトルの分類りと統合による手書き文學の大分割," 電子情報通信學會論文誌, '87. 7. Vol. J 70-D No.2.
3. J.T.Tou and R.C.Gonzalez, "Pattern Recognition Principles," 1974, Addison-Wesley Publishing Company, London
4. C.W.Therrien, "Decision Estimation and Classification," John Wiley & Sons, New York
5. 김덕진 외, "병렬처리 기술을 이용한 인쇄분자 인식기의 구현에 관한 연구," 고려대학교 정보·통신 기술 공동 연구수소, 1992.
6. 이주근, "한글文字의 認識에 관한 研究(IV)," 電子工學會論文誌 第9卷 第4號 pp.25-32,1972.9.
7. 도정인 외, "다중 활자체의 한글 문서 인식을 위한 한글 유형 분류에 관한 연구," SAITEC Vol.2, No. 2. 1989.10.



姜 仙 美(Sun Mee Kang) 정회원  
 1959年 7月 28日生  
 1981年 2月 : 고려대학교 전자공학과 졸업  
 1988年 5月 : 독일 에일랑겐 공과대학 전자공학과 대학원 졸업(Diplom)  
 1992年 8月 : 고려대학교 대학원 전자공학과 박사과정 졸업(박사)

현재 : 고려대학교부설 정보통신기술공동연구소 연구조교수  
 ※주관심분야 : 패턴인식, 영상처리, 컴퓨터비전 등임.



吳 根 昌(Keun Chang Oh) 정회원  
 1969年 2月 15日生  
 1991年 2月 : 고려대학교 전자공학과 졸업  
 1993年 2月 : 동교 전자공학과 대학원 졸업(석사)  
 ※주관심분야 : 문자인식 및 패턴인식 등임

黃 勝 郁(Sung Wok Hwang) 정회원  
 1958年 12月 25日生  
 1984年 8月 : 고려대학교 전자공학과 졸업  
 1986年 8月 : 동교 전자공학과 대학원 졸업(석사)  
 1992年 8月 : 동교 전자공학과 박사과정 졸업(박사)  
 1986年 ~ 1989年 : ETRI 연구원  
 현재 : 해양대학교 제어계측공학과 전임강사  
 ※주관심분야 : 멀티미디어 시스템 등임



梁 潤 模(Yun Mo Yang) 정회원  
 1952年 8月 25日生  
 1979年 2月 : 고려대학교 전자공학과 졸업  
 1984年 3月 : 일본 동북대학 정보공학과 대학원 졸업(석사)  
 1988年 3月 : 동교 정보공학과 박사과정 졸업(박사)

1980年 ~ 1990年 : 한국기계연구소 근무  
 현재 : 고려대학교 정보공학과 조교수  
 ※주관심분야 : 문자인식 및 영상인식 등임

金 惠 鎮(Duck Jin Kim) 정회원  
 第16卷 第8號 參照(통신공학회)  
 현재 : 고려대학교 전자공학과 교수