

# 통계적 특징 추출 방법을 이용한 샘물체 필기 한글의 오프라인 인식

이성환, 박정선  
충북대학교 전자계산학과

Off-line recognition of Hanguls handprinted in sammool style  
with statistical feature extraction method

Seong-Whan Lee and Jeong-Seon Park  
Department of Computer Science, Chungbuk National University

## 요약

본 논문에서는 통계적인 특징 추출 방법을 사용하여 샘물체로 필기된 한글을 고속으로 인식하는 방법을 소개한다. 대부분이 직선 성분으로 이루어진 한글의 특성을 이용하기 위하여 입력 영상으로부터 수평, 수직, 사선, 역사선의 방향 성분을 추출하며, 검은 화소의 밀도에 따라 동적으로 그물을 결정함으로써 획 간의 접촉 변형에 무관한 특징 벡터를 추출한다.

이와 같은 통계적 특징 추출 방법은 크기 정규화나 세션화 과정이 필요없으며, 또한 샘물체라는 필기 형태의 제약에 의해 정합 대상 부류의 수가 현저히 줄어들기 때문에 인식에 소요되는 시간을 상당히 줄일 수 있음은 물론, 인식률을 향상시켰다.

제안된 방법의 타당성을 검증하기 위하여 샘물체로 필기된 KS 완성형 한글 2,350자에 대해 실험한 결과, 평균 90% 이상의 인식률을 보이며, IBM PC 486(33MHz) 상에서 문자당 평균 0.17초의 인식 속도를 보임으로써, 실용적인 고속 OCR 시스템의 개발 가능성을 확인할 수 있었다.

## 1. 서론

오프라인 문자 인식은 인식 대상에 따라 인쇄체 문자 인식과 필기체 문자 인식으로 나눌 수 있다. 인쇄체 문자 인식은 기계에 의해 인쇄된 문자를 인식 대상으로 하는 것으로, 발생할 수 있는 문자의 형태 변형이 적고 어느 정도 예측이 가능하기 때문에, 최근들어 상품화된 OCR 시스템이 등장하고 있는 추세이다. 반면, 필기체 문자 인식은 필기자에 따라 다양한 필체가 존재하며, 그에 따른 필기 문자의 형태 변형을 예측할 수 없으므로 이러한 변형을 흡수할 수 있는 기술의 개발은 매우 어려운 문제이다.

오프라인 필기체 문자 인식과 관련된 기존의 국내 연구 현황을 살펴 보면, 필기자에 따라 다양하게 나타나는 필기 문자의 형태 변형을 모두 처리하는 것은 아주 어려운 문제이므로, 형태의 변형 범위를 줄이고자, 정해진 크기의 사각형 안에 안내선을 그리고 자소별로 해당 위치에 맞추어 필기할 것을 요구하거나, "자소간 띄어 쓰기" 또는 "또박 또박 쓰기" 등의 제약을 가하고 있는 초보적인 단계이므로, 실용적인 시스템의 개발을 위해서는 꾸준한 연구 개발이 필요한 실정이다.

실용적인 필기체 문자 인식 시스템을 개발하기 위해서는 인식률과 처리 속도의 두가지 성능이 고려되어야 한다. 먼저, 인식률을 높이기 위해서는 다음의 두가지 문제가 해결되어야 한다 [Yamas83]. 첫째는 필기체 문자의 형태 변형을 어떻게 극복할 것인가? 하는 문제이며, 둘째는 인식하는 과정에서 문자의 형태와 구조를 반영하기 위하여 어떤 특징을 사용할 것인가? 하는 문제이다. 본 논문에서는 첫째 문제에 대한 해결책으로는 입력 문자 영상에 존재하는 검은 화소의 밀도에 따라 동적으로 그물(mcsh)을 결정하고, 특징 벡터에 흐림(blurring) 단계를 적용하여 획의 위치 변형을 극복하고자 하였으며, 두번째 문제에 대한 해결책으로는 획의 분포를 의미하는 특징 벡터를 사용하였다. 다음으로 고속 처리를 위해 어떤 알고리즘을 사용할 것인가가 고려되어야 한다. 소프트웨어적으로 빠른 알고리즘이 반드시 하드웨어 구현의 측면에서도 효율적이라 말할 수는 없다. 하드웨어 구현이 용이한 알고리즘은 다수의 규칙 형태보다는 수학적으로 잘 정의된 형태의 알고리즘인데, 이런 의미에서 휴리스틱한 정보를 많이 이용하는 구조적인 방법보다는 수학적으로 잘 정의된 통계적인 방법이 처리 속도의 측면에서 볼 때 보다 효율적이라 할 수 있다[이성환91, Tsuku92].

현재까지 진행되어온 한글 인식에 관한 연구에서 사용한 표준 패턴과의 정합 단위는 자소 단위, 영역 단위, 문자 단위로 나눌 수 있다. 자소 단위는 초성, 중성과 종성의 조합으로 이루어지는 한글의 구조적인 특성을 사용하여 자소별로 분할 인식하는 방법이다[최병욱81]. 이 방법은 정합 대상의 수가 적어 처리 속도는 빠르지만, 인식 성능이 자소 분할 능력에 좌우된다는 단점이 있다. 또한 많은 사람에 의한 필기 데이터는 자소간의 접촉이 너무 다양하게 나타나므로 자소 단위 인식 방법은 확장성의 문제가 존재한다.

이와 같은 자소 단위 정합 방법의 단점을 극복하고자 제안된 것이 영역 단위로 분할하여 정합하는 방법이다[이회건92]. 이 방법은 자소간 분할의 어려움에서 오는 오류를 줄이고자 분할하기 쉬운 영역 단위로 분할하고, 분할이 어려운 경우는 분할을 하지 않고 그대로 하나의 영역 단위로 정합하는 방법을 사용한다. 따라서 필기 형태에 무관한 일반화 능력의 향상을 가져왔지만 초성, 중성, 종성의 결합과는 다른 코드 시스템의 도입이 필요하며, 그만큼 알고리즘도 복잡하다는 단점이 있다.

마지막으로 문자 단위로 정합하는 방법이 있다[하진영89]. 이 방법은 입력 영상에 대해 분할도 하지 않을 뿐만 아니라 필기 형태에 어떠한 제약을 가하지 않기 때문에 가장 일반적인 방법이다. 그러나, 정합해야 할 부류의 수가 많아 상대적으로 처리 속도가 느리고 높은 수준의 인식률을 기대하기가 힘들므로 실용적인 OCR 시스템에 사용되기에는 한계가 있다는 문제점이 있다.

본 논문에서는 최근 출판 업계에서 주목받고 있으며, 모아쓰기 형식의 완성형 한글에 비해 사람에게 보다 빠른 이해를 제공한다고 보고된 바 있는 샘플체(또는 빨래줄체)로 필기된 문자를 처리 대상으로 하였다. 샘플체의 형태에 따라 초성과 중성 부분을 하나의 영역으로 분할하고 종성

부분을 다른 하나의 영역으로 분할한 다음, 각 영역별로 정합한 결과를 결합하여 인식 문자로 분류하는 영역 단위 정합 방법을 사용하였다. 이 방법은 필기 형태에 약간의 제한을 둬으로써, 처리 속도와 인식률의 지대한 향상을 가져왔으며, 새로운 코드 시스템의 도입이 필요치 않다는 장점이 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 입력 영상으로부터 특징 벡터를 추출하는 방법을 소개하고, III장에서는 샘플체 필기 형태에 따른 분류 알고리즘을 제안한다. IV장에서는 II장에서 설명한 통계적 특징 추출 방법의 효율성 실험, 한글 인식에 적합한 매개 변수 값을 찾기 위한 실험, 그리고 다양한 정합 단위에 대한 비교 실험 결과를 소개하며, 마지막으로 V장에서는 결론 및 앞으로의 연구 방향에 관하여 논한다.

## II. 특징 벡터 추출

입력 영상으로부터 특징 벡터를 추출하는 과정은 다음과 같다.

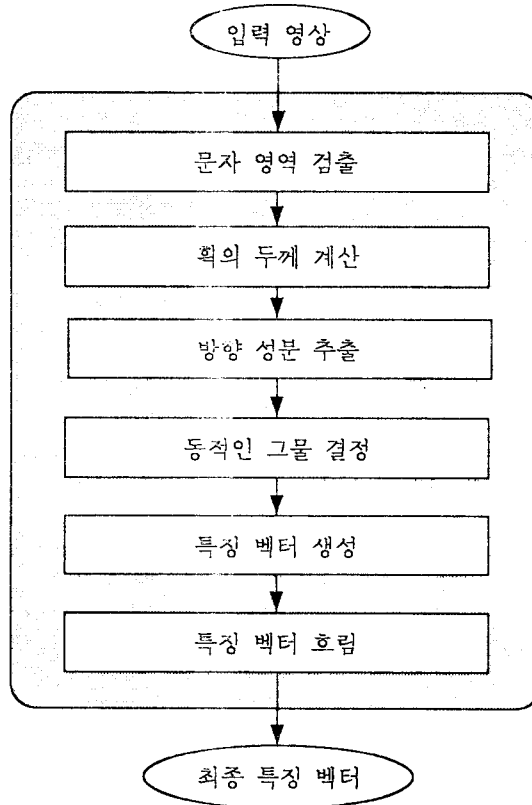


그림 1. 특징 벡터 추출 과정

### 2.1 문자 영역 검출

이 단계는 입력 영상으로부터 잡음을 제거한 다음, 문자를 둘러 싸는 최소 외접 사각형을 찾는 단계이다.

## 2.2 획의 두께 계산

2x2 윈도우내의 화소들이 모두 검은 윈도우의 수를  $N_{bw}$ 라고 하고, 문자 영역내에 있는 검은 화소의 수를  $N_{bp}$ 라고 할 때, 획의 두께  $W$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$W = \frac{N_{bp}}{N_{bp} - N_{bw}} \quad (1)$$

## 2.3 방향 성분 추출

방향 성분은 입력 영상을 그림 2와 같이 4 방향으로 스캔하면서 추출되는데, 그 과정은 다음과 같다.

입력 영상을 스캔하면서 나타나는 연속적인 검은 화소의 체인(chain)을 런(run)이라 하고, 이러한 런에서의 연속적인 검은 화소의 수를  $r$ 이라고 할 때, 런의 길이( $R$ )는 다음과 같이 정의된다.

$$R = \begin{cases} r, & \text{수평, 수직의 경우} \\ \sqrt{2} \times r, & \text{사선, 역사선의 경우} \end{cases} \quad (2)$$

이 때, 런의 길이( $R$ )가 임계치  $T_r = C_r \times W$  이상인 런만을 방향 성분으로 추출한다. (여기서  $C_r$ 는 상수이고,  $W$ 는 획의 두께이다.)

이와 같은 방법으로 입력 영상으로부터 일정 길이 이상인 런만을 추출함으로써, 길이가 작은 런은 추출되지 않으므로 특징 추출과 동시에 잡영을 제거할 수 있는 효과가 있다. 입력 영상과 상수  $C_H = C_V = 2.0$ 이고,  $C_R = C_L = 2.5$ 일 때의 추출된 방향 성분의 예가 그림 3에 나타나 있다.

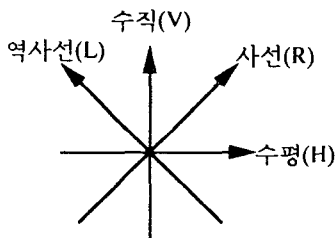


그림 2. 스캔의 4방향

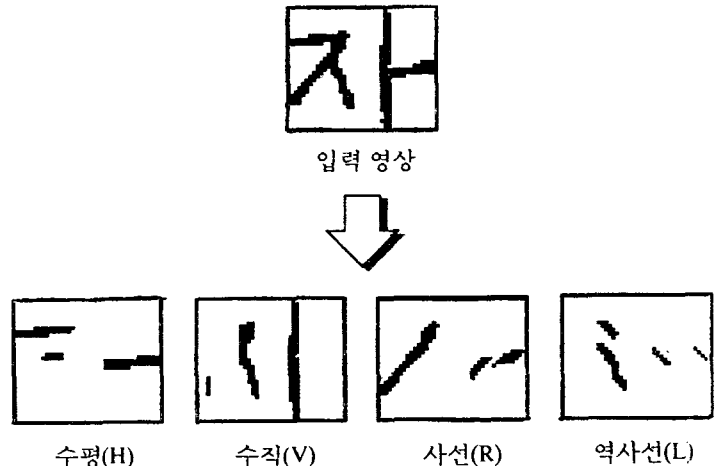


그림 3. 입력 영상과 추출된 방향 성분의 예

## 2.4 동적인 그물 결정

이 단계는 검은 화소의 밀도에 따라 동적으로 그물을 결정함으로써, 문자 영역을  $M \times N$ 개의 그물눈으로 분할하는 단계이다. 여기에서  $M$ 은 수평축 그물눈의 수이고,  $N$ 은 수직축 그물눈의 수이다. 수평축 그물을 결정하기 위해서는 먼저, 입력 영상을 수평축으로 투영하여 히스토그램을 구

하고, 각 영역에는  $N_{bp} / M$  만큼의 검은 화소가 존재하도록 그물을 결정한다. 여기서  $N_{bp}$ 는 앞 절에서 계산된 값으로 문자 영역 내부에 존재하는 검은 화소의 수이다. 수직축의 경우도 분할된 각 영역에  $N_{bp} / N$  만큼의 검은 화소가 존재하도록 그물을 결정한다.

이렇게 함으로써, 두 획이 붙어 있거나 떨어져 있어도 거의 같은 위치에서 그물이 결정되므로 획 간의 위치를 균일하게 하는 비선형 정규화의 효과를 얻을 수 있다.  $M = 5$ 이고  $N = 5$ 일 때의 동적인 그물 결정의 예가 그림 4에 있다.

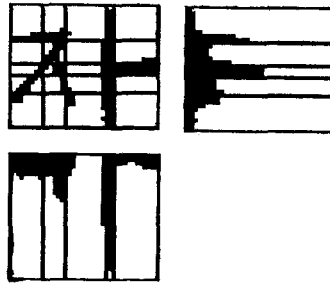


그림 4. 동적인 그물 결정의 예

## 2.5 특징 벡터 생성

각각의 방향 성분을 그물의 위치에 따라  $M \times N$  개의 그물눈으로 분할하고,  $(m, n)$  그물눈내에 존재하는 방향 성분의 길이( $L_{k, m, n}$ )를 다음 식에 의해 계산한다.

$$L_{k, m, n} = B_{k, m, n} / W, \quad k = H, V, R, L; m = 1, 2, \dots, M; n = 1, 2, \dots, N \quad (3)$$

여기서,  $B_{k, m, n}$ 는  $(m, n)$  그물눈을 상, 하, 좌, 우로 이동시켜서 얻은 검은 화소의 수를 더하여 평균을 구한 값이다. 이와 같은 방법을 사용한 이유는 동일한 수의 검은 화소가 존재하도록 그물을 결정하는 것이 불가능함은 물론, 필기 형태의 변화를 어느 정도 흡수할 수 있기 때문이다.

다음에는,  $L_{k, m, n}$ 에 식 (4)를 적용함으로써 정규화된 방향 성분의 길이( $NL_{k, m, n}$ )를 얻는다.

$$NL_{k, m, n} = L_{k, m, n} \times \frac{N_H \times N_W}{I_H \times I_W}, \quad k = H, V, R, L; m = 1, 2, \dots, M; n = 1, 2, \dots, N \quad (4)$$

여기서,  $I_H$ 와  $I_W$ 는 입력 문자 영역의 길이와 폭이며,  $N_H$ 와  $N_W$ 는 정규화하고자 하는 문자 영역의 길이와 폭이다.

## 2.6 특징 벡터 흐림(blurring)

이 단계에서는 획들의 위치 변형을 흡수하기 위해 생성된 특징 벡터에 가중치 마스크(weighted mask)를 적용하여 평활화 효과를 얻는다. 즉, 수평획에 있어 발생 가능한 위치 변형은 위쪽과 아래쪽이라는 것을 염두에 두고 수평 성분에 대한 가중치를 두며, 수직, 사선, 역사선 성분에 대한 가중치도 이와 같은 의미를 갖는다. 이러한 가중치 마스크의 예가 그림 5에 있다.

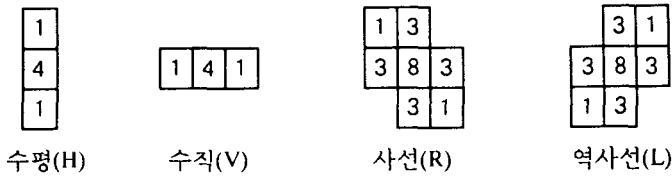


그림 5. 가중치 마스크의 예(5x5)

표기의 편의를 위해 특징 벡터에 적용되는 가중치 벡터  $w_i$ 를 다음과 같이 정의한다.  $w_i[1]$ 는 해당 원소 자신에 부과되는 가중치이며,  $w_i[2]$ 는 해당 원소의 수직 또는 수평 이웃에 위치하는 원소에 적용되는 가중치이고,  $w_i[3]$ 는 해당 원소의 대각 이웃에 위치하는 원소에 적용되는 가중치이다. 이와 같은 정의에 따라 그림 5의 가중치 마스크를 가중치 벡터로 표기하면  $w_H = (4, 1)$ ,  $w_V = (4, 1)$ ,  $w_R = (4, 2, 1)$ ,  $w_L = (4, 2, 1)$ 이 된다.

### III. 분류 알고리즘

샘물체 필기 형태(그림 6)에 따라 KS 완성형 한글 2,350자를 초성과 중성으로 구성된 문자(이하 초중성이라고 함)와 종성으로 나누면, 초중성은 354 종류, 종성은 27 종류가 된다. 이와 같은 샘플체 필기 형태를 기본으로 문자 영상이 입력되면 종성 부분에 영상이 존재하는가를 검사하여, 종성의 존재 여부에 따라 각각 다른 처리를 수행한다(그림 7).

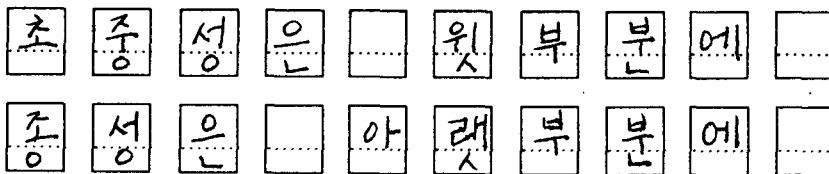


그림 6. 샘플체 필기의 예

먼저 초중성 영역과 종성 영역에 대해서 후보를 생성하는 과정을 살펴 보면, II장에서 소개한 방법으로 특징 벡터를 구한 다음, 여러 개의 학습 데이터에 대한 평균 벡터로 구성된 표준 패턴과의 거리를 계산하여 그 중에서 가장 가까운 거리를 갖는 표준 패턴으로 분류한다.

입력 영상의 특징 벡터를  $X = (x_1, x_2, \dots, x_{4 \times M \times N})^T$ 로 표현하고,  $i$ 번째 표준 패턴의 특징 벡터를  $Z^i = (z_1^i, z_2^i, \dots, z_{4 \times M \times N}^i)^T$ 로 표현하면, 입력 패턴과  $i$ 번째 표준 패턴과의 거리  $D(X, Z^i)$ 는 다음과 같다.

$$D(X, Z^i) = \sum_{j=1}^{4 \times M \times N} |x_j - z_j^i| \quad (5)$$

위와 같은 방법으로 입력 영상과 각각의 표준 패턴과 거리를 구하여 가까운 거리를 갖는 표준 패턴을 입력 영상의 후보로 분류한다.

그러나, 식 (5)의 거리 계산 방법은 구현의 단순성을 갖고 있는 반면에, 패턴간의 구별력이 다소 떨어지는 문제점을 안고 있기 때문에, II장에서 추출한 특징 벡터를 이용하여 Hidden Markov Model을 구성한 다음, 입력 특징 벡터를 분류하는 기법에 관한 연구[박희선92]와 구조적으로 적응하는 신경 트리를 구성한 다음, 입력 특징 벡터를 분류하는 기법에 관한 연구[송희현92]를 진행중에 있다.

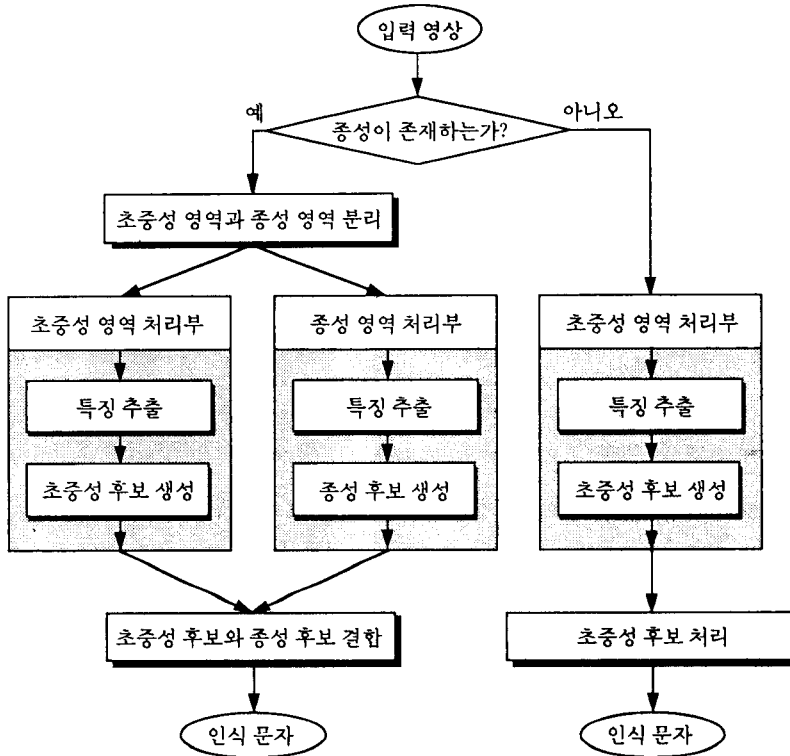


그림 7. 분류 알고리즘의 구조

### 3.1 중성이 없는 입력 영상의 처리 절차

입력 영상에 대해 후보 생성 단계를 거쳐 초중성 후보를 생성하고, 이 후보가 KS 완성형 한글 2,350자 내에 존재하는가를 검사한다. 예를 들면, '쌍'과 같이 중성과 결합된 문자는 KS 완성형 한글 2,350자 내에 존재하지만, 초중성 '쌍'은 2,350자 내에 존재하지 않기 때문에, '쌍'이 정합 과정에서 입력 패턴의 후보로 분류되었다면, 이 후보는 무시하고 다음의 후보에 대해 검사를 반복해야 한다. 본 연구에서는 KS 완성형 한글 2,350자 중에서 중성이 없는 초중성만을 정합 대상으로 함으로써 처리 속도와 인식률의 향상을 꾀할 수 있었다.

실용적인 필기체 문자 인식 시스템에 있어서 기각 기능은 필수적이다. 본 연구에서는 다음의 두 조건 중 하나라도 만족하면 입력 문자를 기각하도록 하였다.

- 1) 후보 순위가 임계치  $T_{r_1}$  이상일 경우,
- 2) 초중성 후보의 분류 거리가 임계치  $T_{d_c}$  이상일 경우

### 3.2 중성이 있는 입력 영상의 처리 절차

입력 영상에 대해 수평 방향으로 누적값을 구해 초중성 영역과 중성 영역으로 분리하고, 각각의 영역에 대해 후보 생성 단계를 거쳐, 초중성 후보와 중성 후보를 생성한다. 그 다음에는 초중성 후보와 중성 후보들을 결합하고, 중성이 없는 경우와 마찬가지로, 결합된 문자가 KS 완성형 한글 2,350자 내에 존재하는가를 검사함으로써 최종 인식 문자를 결정한다. 이 때, 후보를 어떤 순서로 결합하는가가 인식률에 영향을 미치게 되는데, 본 연구에서는 초중성과 중성 후보의 분류 순위를 더하여 결합 순위로 하고, 이 결합 순위에 따라 결합하였으며, 같은 결합 순위에서는 중성의 분류 순위가 작은 것을 우선으로 결합하였다. 이것은 중성의 인식 부류의 수가 적어, 중성 후보의 신뢰도가 초중성 후보의 신뢰도보다 높기 때문이다.

결합된 문자에 대해 다음의 세 조건을 검사하여, 이 중 하나라도 만족하면 입력 문자를 기각한다.

- 1) 결합 순위가 임계치  $T_2$  이상일 경우,
- 2) 결합된 초중성 후보의 분류 거리가 임계치  $T_4$  이상일 경우,
- 3) 결합된 중성 후보의 분류 거리가 임계치  $T_5$  이상일 경우

## IV. 실험 및 결과 분석

### 4.1 실험 환경

제안된 알고리즘은 IBM PC 486(33MHz)상에서 Turbo-C 언어로 구현되었으며, 실험에 사용된 데이터는 Microtek MSF-300C 영상 스캐너를 통하여 200 DPI의 해상도로 입력되었다. 표준 패턴을 구성하기 위해 KS 완성형 한글 2,350자를 구성하는 초중성 354 종류와 중성 27 종류에 대해 10인이 10번씩 필기한 데이터를 사용하였으며, 인식 실험을 위해서는 표준 패턴의 구성에 참여하지 않은 10인이 KS 완성형 한글 2,350자를 1번씩 필기한 데이터를 사용하였다.

### 4.2 특징 추출 방법의 효율성 실험

III장에서 설명한 특징 추출 방법의 특성을 살펴 보면 다음과 같다.

- 1) 검은 화소의 밀도에 따라 동적으로 그물이 결정됨
- 2) 각각의 그물눈에 대해서 특징을 추출할 때, 그물눈을 상, 하, 좌, 우로 이동하여 평균함
- 3) 생성된 특징 벡터에 가중치 마스크를 사용하여 흐림 단계를 적용함

이와 같은 특성을 갖는 특징 벡터 추출 방법의 효율성을 검증하기 위해 다음의 세가지 종류에 대해 실험을 하였다. 첫째는 동적인 그물 결정 방법이 획 간의 접촉 변형을 흡수할 수 있음을 보이기 위해 등 간격으로 그물을 결정하여 실험한 결과와 비교하였다. 둘째는 그물눈을 상, 하, 좌, 우로 이동하는 것이 그물 결정시의 불안정함에서 오는 난점을 극복할 수 있음을 보이기 위해 그물눈을 이동하지 않고 실험한 결과와 비교하였다. 세째는 흐림 단계 적용이 획들의 위치 변형을 흡수할 수 있음을 보이기 위해 흐림 단계를 적용하지 않고 인식 실험한 결과와 비교하였다. 이 때, 특징 벡터를 추출하는 과정에서 수평과 수직 성분을 추출하고, 5x5 그물눈으로 분할하였으며, 상수  $C_{11} =$



$C_v=2.0$ , 가중치 벡터  $w_{11} = w_v = (4, 1)$ 를 적용하였다. 그림 8은 제안된 특징 추출 방법의 효율성을 보여준다.

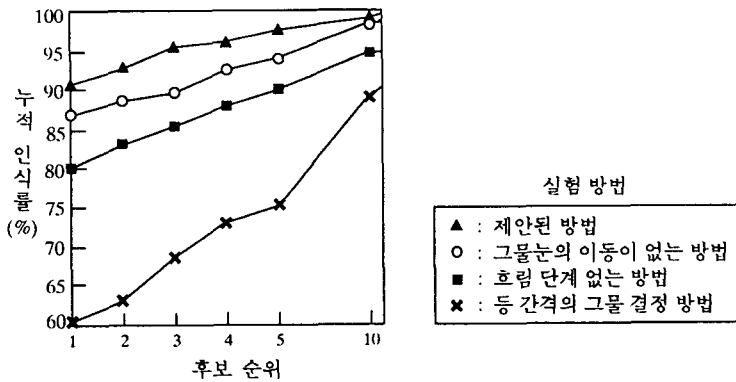


그림 8. 특징 추출 방법의 효율성 실험 결과

#### 4.3 매개 변수에 대한 실험

한글 인식에 적합한 매개 변수 값을 찾기 위하여 매개 변수 값을 변화시키면서 실험을 수행하였다. 실험에서 고려된 매개 변수들은 다음과 같다.

- 1) 추출하는 방향 성분의 종류
- 2) 그물눈의 수( $M \times N$ )
- 3) 방향 성분을 추출하는 과정에서 임계값( $T_i$ )을 결정하는데 곱해지는 상수  $C_i$
- 4) 특징 벡터를 흐리는데 사용하는 가중치 벡터  $w_i$

##### - 방향 성분의 종류와 그물눈의 수에 대한 실험

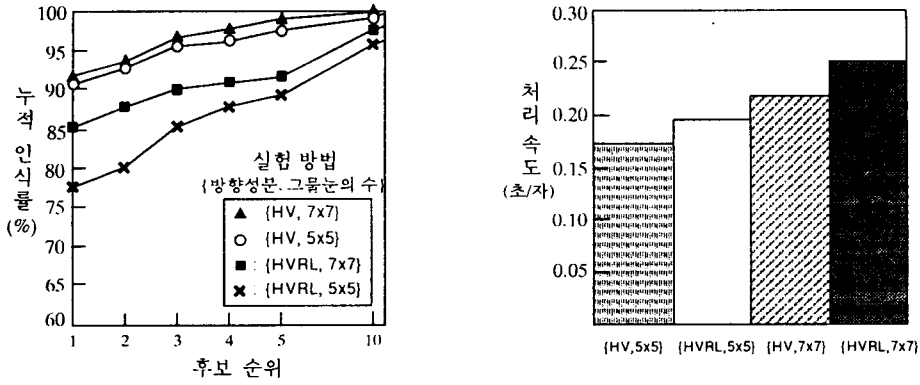
추출하는 방향 성분의 종류는 수평 성분과 수직 성분만을 추출하는 경우(이하 HV라고 함)와 모든 방향 성분을 추출하는 경우(이하 HVRL이라고 함)에 대해 실험하였으며, 그물눈의 수를  $5 \times 5$ ,  $7 \times 7$ 의 두 종류로 변화시키면서 실험하였다. 이 때, 상수  $C_i$ 의 값은  $C_{11} = C_v = 2.0$ ,  $C_r = C_l = 2.5$ 로 고정하고, 마스크의 가중치 벡터  $w_i$ 는  $w_{11} = w_v = (4, 1)$ ,  $w_r = w_l = (8, 3, 1)$ 로 고정하였다. 그림 9(a)의 실험 결과를 보면, 처리 속도와 인식률은 상충 관계가 있음을 알 수 있다. 따라서 응용 목적에 부합하는 매개 변수의 선택이 중요하다.

##### - 상수 $C_i$ 에 대한 실험

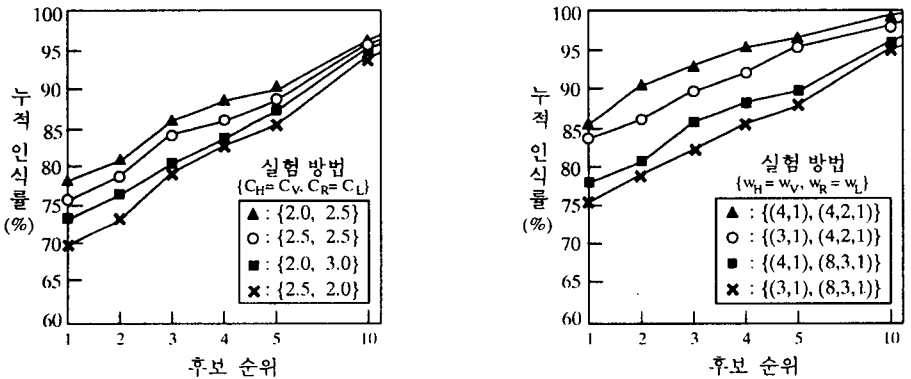
방향 성분을 추출하는 과정에서 임계값의 변화는 추출되는 방향 성분의 양에 영향을 준다.  $C_i$ 를 너무 작게 하면 길이가 작은 성분도 추출이 되어 구별력이 떨어지며, 너무 크게 하면 추출되는 성분의 양이 작아 표현력이 떨어지게 된다. 따라서 적당한  $C_i$ 의 결정이 매우 중요하다. 이 때, 추출하는 방향 성분의 종류는 HVRL이고 그물눈의 수는  $5 \times 5$ 이며 마스크의 가중치 벡터  $w_i$ 는  $w_{11} = w_v = (4, 1)$ ,  $w_r = w_l = (8, 3, 1)$ 이다. 이에 대한 결과가 그림 9(b)에 있다.

- 마스크의 가중치 벡터  $w_i$ 에 대한 실험

마스크의 가중치에 따라 흐름 단계의 적용이 좋은 결과를 가져올 수도 있으며 오히려 나쁜 결과를 초래할 수도 있다. 다양한 가중치 벡터에 대한 실험 결과가 그림 9(c)에 있다. 이 때, 추출한 방향 성분은 HVRL이고, 그물눈의 수는 5x5이며,  $C_i$ 의 값은  $C_H = C_V = 2.0$ ,  $C_R = C_L = 2.5$  이다.



(a) 방향 성분의 종류와 그물눈의 수에 대한 실험 결과



(b) 상수  $C_i$ 에 대한 실험 결과

(c) 상수  $w_i$ 에 대한 실험 결과

그림 9. 매개 변수에 대한 실험 결과

4.4 문자 단위 정합과의 비교

입력 영상에 대해 초중성 영역과 중성 영역으로 분할하지 않고 전체 영상에 대해 특징 벡터를 추출하여 문자 단위로 정합하는 방법과 영역 단위 정합의 성능을 비교하였다. 이 때, 동일한 조건하에서 비교가 이루어져야 하기 때문에 샘플체로 필기된 KS 완성형 한글 2,350자 10세트 중에서 8세트는 표준 패턴을 구성하는데 사용하고, 나머지 2세트는 인식 실험하는데 사용하였다. 실험에 사용된 매개 변수는 처리 속도와 성능의 측면에서 최적이라고 판단된 값으로, 추출하는 방향 성분은 HV이고, 상수는  $C_H = C_V = 2.0$ 이며, 가중치 벡터는  $w_H = w_V = (4, 1)$ 이다.

당연한 결과이지만 그림 10의 실험 결과를 보면 초중성과 중성 각각의 인식률보다 초중성의 분류 결과와 중성의 분류 결과를 결합한 인식률이 떨어짐을 알 수 있으며, 문자 단위의 정합 방법은 다른 정합 방법에 비하여 처리 속도가 상당히 느리고 인식률도 저하됨을 알 수 있다.

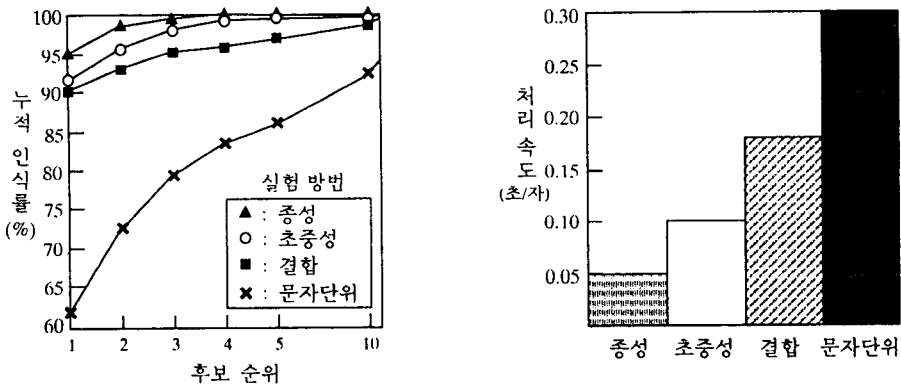


그림 10. 정합 단위에 대한 실험 결과

#### 4.5 고찰

한글은 초성, 중성, 종성의 조합으로 구성되기 때문에, 필기체의 경우 유사한 문자들이 많이 존재한다. 이것은 문자 인식에 있어 상호 오인식되기 쉬운 문제를 야기한다. 예를 들어 '가', '갸', '거', '기'의 차이는 길이가 작은 선분 하나의 차이에 불과하며, 이러한 문자 패턴의 부분적인 특징을 인식 알고리즘이 개별적으로 반영하기란 매우 어려운 일이다.

표 1은 본 논문에서 소개한 방법에 의해 자주 오인식되는 예이다. 이런 오인식은 본 논문에서 소개한 특징 추출 방법의 특성상 초래되는 결과로, 이와 같은 문제는 본 방법에 의해 소수의 후보 집합을 생성하고 이 후보에 대해 구조적인 방법을 적용하거나[김기철92], 서로 혼동되는 문자 집합들을 구별해 줄 수 있는 쌍별 구별 기법을 적용하거나[이성환92a], 또는 후처리 방법을 사용하여 해결할 수 있다[이성환92b].

초중성	(가, 갸, 카, 기), (마, 바, 아), (파, 따), (자, 차), (키, 귀, 커)
중성	(ㄱ, ㅋ, ㆁ), (ㄴ, ㄴㅇ), (ㅇ, ㆁ, ㆁㅇ), (ㅁ, ㅂ, ㅇ), (ㅍ, ㅍ)

표 1. 주요 오인식의 예

## V. 결론

본 연구를 통하여 제안된 방법이 샘플체로 필기된 한글에 대하여 비교적 우수한 인식 결과를 얻을 수 있었던 이유는 첫째로 한글은 'ㅇ'과 'ㅎ'의 경우를 제외하고는 모두 수평, 수직, 사선, 역사선 성분들로 구성되어 있기 때문에 4 방향의 성분 추출이 한글의 특성을 어느 정도 잘 표현할 수 있었기 때문이며, 둘째는 검은 화소의 밀도에 따라 동적으로 그물을 결정함으로써 획 사이의 불고 떨어지는 변형에 무관한 특징 벡터를 얻을 수 있었기 때문이다. 제안된 방법은 특징 추출을 위한 세션화나 크기 정규화 과정이 필요없기 때문에 고속 인식이 가능하다는 장점이 있다.

추후, 초중성 후보와 중성 후보를 결합하는 방법에 대해 개선이 이루어져야 하며, 유사성이 큰 문자 집합 사이에 상세 분류 단계를 적용하여 인식률을 높이는 방법에 대한 연구도 이루어져야

한다. 또한, 필기체 문자 인식의 궁극적인 목표가 될 흘림체 필기 한글 인식을 위해서는 필기 형태에 어떠한 제약도 없이 자연스럽게 필기된 한글의 인식에 관한 연구가 지속되어야 할 것이다.

## 감사의 말씀

본 연구는 (주) 삼성 전관의 위탁연구비(OCR용 한글 인식 소프트웨어 개발에 관한 기초 연구: 1992년 4월 ~ 1992년 6월)의 부분적인 지원을 받았음을 밝히며, 필기 데이터 작성을 도와준 충북대학교 전자계산학과 학부 및 대학원 생들에게 감사드린다.

## 참고 문헌

- [김기철92] 김기철, 이성환, "필기체 한글의 오프라인 인식을 위한 획 정합 방법," 제 4회 한글 및 한국어 정보처리 학술발표회 논문집, 서울, 1992년 10월(게재 예정).
- [박희선92] 박희선, 이성환, "Hidden Markov Model을 이용한 필기체 한글의 오프라인 인식," 제 2회 인공지능, 신경망 및 퍼지 시스템 종합학술대회 발표논문집, 서울, 1992년 10월(게재 예정).
- [송희현92] 송희현, 이성환, "구조적으로 적응하는 신경 트리를 이용한 필기체 한글의 오프라인 인식," 1992년(발표 준비중).
- [이성환91] 이성환, 박희선, "한글 문자 인식을 위한 통계적 특징 추출 기법의 성능 평가," 인공지능연구회 추계 학술발표회 논문집, 서울, 1991년 11월, pp. 72 - 77.
- [이성환92a] 이성환, "노트패드 컴퓨터를 위한 온라인 필기 한자 인식 시스템의 개발," 한국과학기술원 인공지능연구센터 위탁과제 1차년도 연구보고서, 1992년(대외비).
- [이성환92b] 이성환, 김은순, "한글 주소의 오인식 수정을 위한 효율적인 후처리 알고리즘," 제 4회 한글 및 한국어 정보처리 학술발표회 논문집, 서울, 1992년 10월(게재 예정).
- [이희건92] 이희건, 방승양, "Backpropagation 신경 회로망을 사용한 한글 필기체 오프라인 문자 인식," 한국정보과학회 춘계 학술발표회 논문집, 제 19권 제 1호, 포항, 1992년 4월, pp. 681 - 684.
- [최병욱81] 최병욱, T. Ichikawa, H. Fujita, "한글 인식에 있어서의 자소 추출," 대한전자공학회 논문지, 제 18권 제 2호, 1981년 4월, pp. 36 - 43.
- [하진영89] 하진영, 김진형, "학습 기능을 이용한 필기 한글의 인식에 관한 연구," 인공지능연구회 춘계 학술발표회 논문집, 제 4권 제 1호, 서울, 1989년 4월, pp. 3 - 23.
- [Tsuku92] J. Tsukumo, "Handprinted Kanji character recognition based on flexible template matching," Proc. of 11th Int. Conf. on Pattern Recognition, The Hague, The Netherlands, 1992, pp. 483-486.
- [Yamas83] Y. Yamashita, K. Higuchi, Y. Yamada and Y. Haga, "Classification of handprinted Kanji characters by the structured segment matching method," Pattern Recognition Letters, Vol. 1, No. 5, 1983, pp. 475 - 479.