

---

# Hough Transform과 부분 그래프 패턴을 이용한 한글 인식에 관한 연구

구 하 성\*, 박 길 철\*\*

## A Study on the Hangeul Recognition Using Hough Transform and Subgraph Pattern

Ha-Sung Koo\*, Gil-Cheol Park\*\*

### 요 약

본 논문에서는 부분 그래프 패턴과 신경망을 이용한 새로운 한글 오프라인 인식 시스템을 제안하였다. 문자를 입력으로 받아 세선화를 행한 후 위치에 관한 잡음 제거 기능을 갖는 균형화를 수행하고 인식단의 첫번째 단계에서 순환 성분을 추출하고 인식한다. 부분력 HT 공간에서 끝점, 굴곡점, 분기점의 특징점을 추출하고 추출된 특징점 사이의 관계를 조사하여 부분 그래프 패턴을 구성한다. 종모음이 올 수 있는 구역을 할당하고 종모음 후보점을 추출하여 미리 조사된 부분 그래프 패턴 사전과 비교하여 종모음을 추출한다. 같은 방법으로 횡모음을 추출한 후 간단한 구조 해석적 방법으로 모음을 인식한다. 본 논문의 성능비교를 위하여 실험은 활자체의 경우 가장 많이 쓰이는 명조체와 고딕체 그리고 필기체를 대상으로 한다. 고딕체의 경우 인식을 98.9%, 명조체의 경우 인식을 98.2%, 필기체의 경우 92.5% 이었다. 다중 자형 인식을 위하여 필기체와 활자체의 구분 없이 구한 전체 시스템의 인율은 94.8% 이었다.

### Abstract

In this dissertation, a new off-line recognition system is proposed using a subgraph pattern, neural network. After thinning is applied to input characters, balance having a noise elimination function on location is performed. Then as the first step for recognition procedure, circular elements are extracted and recognized.

---

\* 한서대학교 컴퓨터학과

\*\* 한남대학교 멀티미디어대학

접수일자 : 1998년 11월 9일

From the subblock HT, space feature points such as endpoint, flex point, bridge point are extracted and a subgraph pattern is formed observing the relations among them. A region where vowel can exist is allocated and a candidate point of the vowel is extracted. Then, using the subgraph pattern dictionary, a vowel is recognized. A same method is applied to extract horizontal vowels and the vowel is recognized through a simple structural analysis. For verification of recognition subgraph in this paper, experiments are done with the most frequently used Myngjo font, Gothic font for printed characters and handwritten characters. In case of Gothic font, character recognition rate was 98.9%. For Myngjo font characters, the recognition rate was 98.2%. For handwritten characters, the recognition rate was 92.5%. The total recognition rate was 94.8% with mixed handwriting and printing characters for multi-font recognition.

## 1. 서 론

문자 인식은 인간이 익숙해져 있는 펜과 종이를 이용한 정보를 자동적으로 컴퓨터에 적합한 기호체제로 변환하는 것으로 1950년대부터 활발히 진행되어 오고 있으며 여러 가지 방법으로 분류할 수 있다[1]. 인식의 실시간성에 대한 분류로 실시간으로 쓰여지고 있는 문자를 대상으로 한 온라인 문자 인식과 이미 쓰여진 문서를 대상으로 한 오프라인 문자 인식 방법이 있다[2,3,4]. 본 논문은 활자체와 필기체를 모두 인식 대상으로 하는 오프라인 한글 인식 시스템을 제안하였다. 기본적으로 자모를 분리하여 인식하는 방법을 채택하였는데, 그 이유는 필기체 한글 인식에 있어 자음과 모음의 변형이 글자가 달라짐에 따라 변하는 변형보다 크게 나타나기 때문이다. 예를 들면, "격" 과 "격"자의 경우, 공통적으로 가지고 있는 "ㄱ"자의 변형이 "ㄱ"와 "ㄱ"로 표현된 모음의 변형보다 더 크게 나타나므로 "ㄱ"의 변형을 흡수하면서 "ㄱ"와 "ㄱ"를 구별할 수 있는 특징값을 추출하기가 매우 어렵기 때문에 본 연구에서는 부분 그래프 패턴을 이용하여 자음과 모음을 분리하여 인식하며 전처리 과정으로 순환 성분 즉, "ㅇ"과 "ㅇ"을 먼저 추출하여 인식한 후 직선 검출 능력이 우수한 Hough Transform(HT)를 이용하여 특징값을 추출하였다. HT은 각 방향에 따른 히스토그램을 전체 영역에서 구해주므로 부분 영역에서 마스크를 이용하여 방향을 추출해주는 방법보다 적은 계산량을 가지며, 마스크를 이용한 방법에는 구할 수 없는 방향들을 검출해주므로 획의 방향과 길이가 중요한 특징벡터가 되는 문자 인식

에서 적합한 방법이므로 본 논문에서 도입하였다. 획의 모음의 인식 방법으로 모음은 종모음과 횡모음으로 나눌 수 있으며 각각 종모음 9개와 횡모음 5개로 구성된 것에 착안하여, 종모음과 횡모음을 대분류한 후 구조 해석적인 방법으로 각기 상세 분류하여 인식하는 방법을 사용하였다. 모음은 구조가 간단하며 변형이 적고 갯수가 적은 반면 자음은 서체나 필기자에 따라 변형이 심하고 갯수가 많으므로 구조 해석적인 방법을 적용하면 생성 규칙이 너무 많이 나타나 적용이 힘들며, 통계적인 방법을 사용하면 적합한 판별 함수를 찾기가 매우 어렵다. 자음 인식에 신경망을 적용하여 인식하였으며 순환 성분이 미리 추출된 자음은 모든 획이 직선 성분으로 구성되어 있으므로 HT를 사용하여 특징값을 추출하였다. 본 연구에서는 기존의 HT를 한글의 특성에 맞게 수정하여 한글 인식 시스템에 적용함으로써 제안한 HT가 한글 인식에 적합함을 보인다. 본 연구에서 제안한 수정된 HT는 Duda와 Hart의 알고리즘에 일반화된 표본화 법칙을 만들어 수정하여 전체적인 특징값을 추출하였으며 블러화된 HT로 부분적인 특징값(local feature)를 추출하였다[6]. 한글의 인식 과정은 세선화를 행한 잡음 제거 기능을 갖는 균형화를 수행하고 인식단의 첫번째로서 순환 성분을 추출하고 인식한다. 순환 성분이 제거된 문자 영상을 부블럭 HT를 취하여 각과 거리 정보를 가진 2D 공간으로 변환한다. 부블럭 HT 공간에서 부분 그래프 패턴을 구성하고 종모음이 올 수 있는 구역을 할당하고 종모음 후보점을 추출하여 미리 조사된 부분 그래프 패턴 사건을 이용하여 종모음을 추출한다. 같은 방법으로 횡모음을 추출

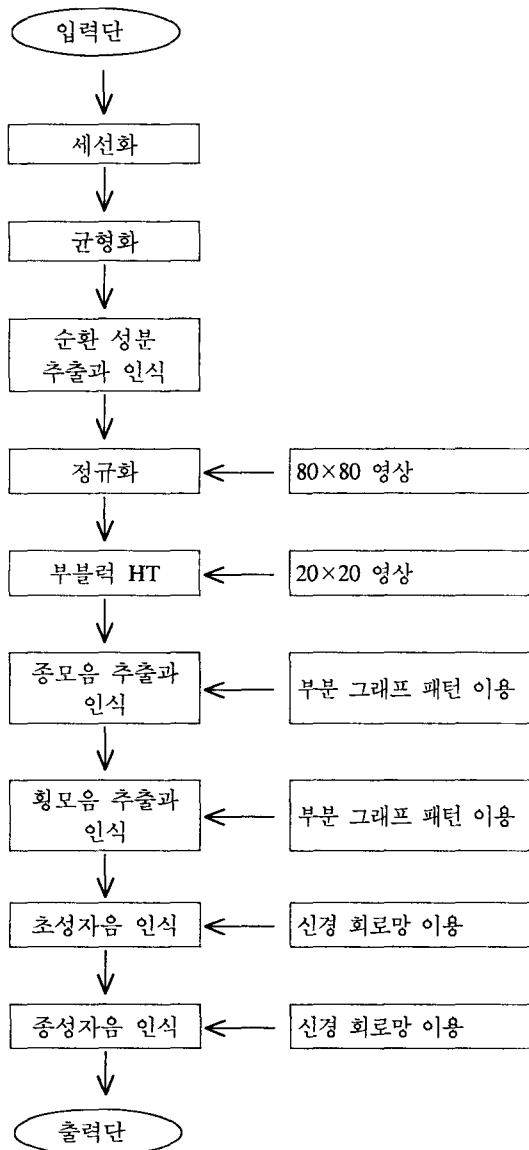


그림 1. 시스템의 블록도  
Fig. 1. System block diagram.

한 후 간단한 구조 해석적인 방법으로 모음을 인식한다. 위치와 직선성을 보정하는 평활화를 거친 다음 1818 크기로 정규화를 행한 후 110개의 특징값을 추출하여 오류 역전파 모델을 이용하여 인식하였다. 본 연구에서 제안한 문자 인식 방법은 이미 쓰여진 문자를 대상으로 하는 오프라인 인식이며

전체 시스템의 블록도는 그림 1에 나타내었다. 본 연구의 구성은, 2장에서 전처리 및 순환 패턴의 추출과 인식을 다루며, 3장에서는 자모 분리를 위하여 제안된 부분 그래프 패턴을 이용한 모음 분리와 인식에 관하여 설명하였고, 4장에서는 신경망을 이용한 자음 인식을, 5장은 실험 및 결과를, 마지막으로 6장에서는 결론을 맺었다.

## 2. 전처리 및 순환 패턴의 추출과 인식

본 연구의 인식 방법은 이미 쓰여진 문자를 대상으로 하는 오프라인 인식 방법으로 윤곽선, 골격선, 획의 평균 두께 등의 부가적인 정보를 추출하는 전처리 과정을 거쳐야 한다. 본 연구에서는 주로 HT를 사용하여 특징값을 추출하였으므로 계산량을 감안하여 세션화를 하였다. 필기체 한글은 필기자 습성에 따른 모음의 길이의 변화때문에 같은 글자에서도 자음의 위상 특성의 변화가 심하게 일어나며 오인식의 원인이 된다. 이러한 위상 변화를 보정하기 위하여 획의 길이를 어느 정도 규격화하는 균형화를 행하였다. 필기체 한글 인식에 있어 오인식의 주원인이 되는 "ㅇ"과 "ㅁ"을 먼저 추출하여 인식하므로써 인식율을 높이고 직선 성분이 아닌 획을 가진 "ㅇ"을 미리 제거하므로써 모든 특징값을 직선 검출 능력에 있어 강력한 기능을 갖는 HT 공간에서 추출할 수 있도록 순환 성분의 추출과 인식 과정을 제안하였다.

### 2.1 세션화

입력 영상의 형태를 반영하면서 한 화소 두께의 선 표현인 골격선을 추출하는 영상 세션화 알고리즘은 입력 영상으로부터의 구조적인 특징 추출을 위한 대표적인 전처리 기술로써 문자 인식 분야에서 폭넓게 활용되고 있다[1]. 본 연구에서 사용된 세션화 알고리즘은 T.Y.Zhang과 C.Y.Suen이 제안한 방법을 이용하였다. 이 방법은 2차 영상을 대상으로 하며 정보를 가진 화소는 1, 배경은 0으로 지정한다.

### 2.2 균형화

필기체 한글은 필기자 습성에 따른 모음의 길이

의 변화때문에 같은 글자에서도 자음의 위상 특성의 변화가 심하게 일어나며 오인식의 원인이 된다. 이러한 위상 변화를 보정하기 위하여 획의 길이를 어느 정도 규격화하는 균형을 행한 후 다시 정규화를 하여 80X80 크기의 영상을 취득하였다. 균형화 과정은 수평 방향 앞, 뒤쪽의 절단과 수직 방향 위, 아래쪽의 절단의 네가지 과정으로 구성된다. 가로축의 앞쪽의 절단 수식은 아래와 같다.

$$\dots\dots\dots(1)$$

이 때,  $V(\bullet)$ 은 수평 히스토그램의 값을 나타내며  $N$ 은 전체 영상크기 1/3의 값을 갖는다.  $X_{front}$ 의 값이 임의의 문턱치를 초과할 때 그 좌표에서 일정한 수치를 뺀 좌표를 기준좌표로 하여 0이하일 때는 0으로 한다. 위와 비슷한 방법으로 가로축 뒤쪽은 수직 히스토그램을 뒤에서 1/3을 조사하며 세로축의 앞쪽은 수평 히스토그램의 위쪽을 세로축의 아래쪽은 수직 히스토그램의 아래쪽을 조사한다. 그림 2는 균형화하기 전의 영상과 균형화한 후의 영상이다.

### 2.3 순환 패턴의 추출

한글에 있어서 순환 패턴은 "ㅇ"과 "ㅁ"이 있다. 이 자음의 특징은 "ㅁ"의 경우 직선으로 이루어져 있으나 "ㅇ"의 경우 한글의 자모 중 유일하게 직선이 아닌 원의 성분으로 이루어져 있다. 일반적으로

한글의 인식은 직선의 방향성에 근거를 둔 것이 대부분인데, 필기자의 습관에 따라 "ㅇ"과 "ㅁ"은 거의 유사하게 나타나며 정자로 쓰여진 글씨인 경우에도 세선화시 왜곡 때문에 오인식이 발생한다. 본 연구에서는 이와 같은 오인식의 원인이 되는 순환 패턴을 먼저 분리하여 인식하므로써 최종단의 부담을 줄이고자 한다. 순환 패턴의 추출은 세선화시 일어날 수 있는 잔가지 성분과 필기체에서 흔히 발생하는 접촉점을 고려하여 4가지의 33 마스크에 반시계 방향으로 각기 다른 우선도를 주어 추적하여 시작점과 끝점의 위치가 문턱치 이하일 때 순환 패턴으로 검출하였다.

### 2.4 순환 패턴의 인식

문자 인식에 있어서 원래의 문자 영상이 가지고 있는 성질을 그대로 유지하면서 일정한 크기로 정규화하는 방법은 아직까지도 많이 연구되어지고 있다. 한글을 이루고 있는 자모중에 원의 성분은 유일하게 직선이 아닌 성분으로 이루어져 있기 때문에 직선을 정규화하는 알고리즘을 이용하였을 때는 원 성분의 많은 왜곡이 나타나며 원의 성질을 그대로 유지하면서 정규화를 하였더라도 원의 특성상 끝점(end-point), 굴곡점(flex-point), 분기점(bridge-point) 등의 추출에 많은 오류를 가져올 수 있다. 그러므로, 순환 성분을 정규화하기 전에 미리 추출하여 인식하는 방법을 사용하였다. 즉, 문자 영상을

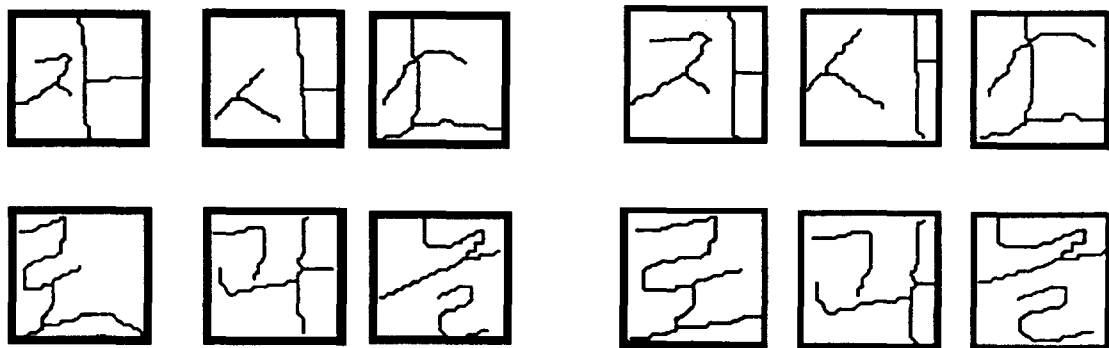


그림 2. 균형화하기전 영상과 균형화후 영상  
Fig. 2. Pre-balanced image and Post-balanced image.

세선화한 다음 순환 패턴을 추출하여 인식한다. 순환 패턴의 추출과 인식도에서 "○"과 "□"의 판별 방법은 "□"은 직선 성분으로 이루어져 있기 때문에 편평한 성분이 많고 "○"은 곡선으로 이루어져 있기 때문에 편평한 성분이 적게 나타나게 된다. 편평의 정도를 편평도라 하고 편평도를 측정하기 위해서는 순환 패턴을 검출한 후 문자를 그림 3에서와 같이 블럭화한 후 상하-좌우의 깊이 정보를 이용하였다. 편평도는 식 (2)와 같이 표현된다. 정규화된 영상의 세로축과 가로축의 길이의 합  $X1+X2+Y1+Y2$ 을 분모로 하고, 가로축의 경우 때는 바로 옆의 화소와 주목 화소의 세로축 값이 같을 때의 화소수를, 세로축의 경우 하나 아래의 화소와 주목 화소의 화소의 가로축 값이 같을 때의 화소수를 합하여 분자에 놓음으로써 편평도를 구한다. 이 값이 문턱치 이상일 때는 "□", 그렇지 않을 때는 "○"성분으로 인식한다.

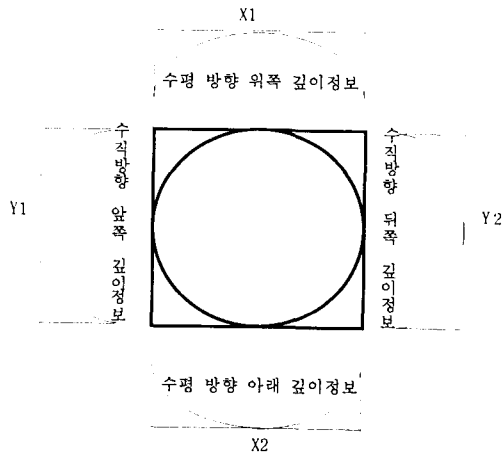


그림 3. "○"에 대한 깊이 정보  
Fig. 3. Depth information on the "○".

$$\text{편평도} = \frac{\text{평탄부의 합}}{\text{정규화된 영상의 길이}} \dots\dots\dots (2)$$

3. 부분 그래프 패턴을 이용한 모음 분리와 인식

한글 인식에 관한 연구는 초기 자소 단위의 인식에서 문자, 문서 인식의 형태로 점차 그 범위를 넓

혀 가고 있다. 한글의 인식은 필기시 발생하는 30% 정도의 자소 접촉을 갖는 문자를 어떻게 처리하느냐가 관건이 된다. 기존의 자모 분리 방법에는 구문론적 자소 분리 방법과 형식을 먼저 분리한 후 위상적인 정보를 이용하여 분리하는 방법등이 있다 [2,3]. 구문론적인 방법은 한글의 24개 기본 자소로서 조합 가능한 문자의 수의 방대함과 자모가 접촉되어 있는 문자 중에서 한 문자 내에 2개 이상의 접촉을 갖는 것이 20% 정도가 됨을 고려할 때 고려 대상의 패턴이 기하 급수적으로 증가한다는 점에서 어느 정도 한계를 가지고 있다고 할 수 있다. 위상적인 정보를 이용하는 방법은 초성자음과 횡모음을 가지고 있는 형식과 초성 자음, 종모음과 종성 자음으로 구성된 형식간의 오분류율이 높으며, 필기체에 있어 자모간의 접촉된 문자로 인하여 형식 분류는 정확히 되었다더라도 자모를 분리할 때 자음이 나타나는 공간에 모음이 여러가지 형태의 잡음으로 나타날 수 있기 때문에 자음과 모음의 정확한 분리가 힘들게 된다. 본 연구에서는 세선화와 특징점 추출을 행한 후, 접촉점에서 부분 그래프 패턴을 구성하고 접촉 패턴 구성시 접촉점에서 직선성을 부여하여 기본적인 형태의 접촉 패턴으로 간략화시켜 필기시 발생 가능한 접촉 형태를 부분 그래프 패턴 사전으로 미리 구성하여 입력된 문자의 부분 그래프 패턴과 매칭시킴으로써 자소 분리를 행하는 알고리즘을 제안하여 접촉점에 무관하게 자모를 분리할 수 있었다.

3.1 특징점 추출 이론

순환 패턴이 제거된 영상은 80×80 크기로 정규화된다. 80×80 영상은 부블럭 HT과정을 거쳐 20×20의 각과 거리의 정보를 포함한 벡터로 표현되어진다. 위와 같이 몇 가지의 과정을 거쳐 얻어낸 벡터 공간은 특징점 추출에 있어 유리한 장점을 가진다. 부블럭 HT 공간에서 3×3 마스크를 이용하여 끝점을 추출하게 되며 부블럭 HT 공간의 특성으로 끝점의 방향성까지 알 수 있다는 장점이 있다. 즉, 부블럭 HT에서는 수직 방향 획을 가진 곳에서는 수직 방향 벡터가 나타나며 수평 방향 획을 가진 곳에서는 수평 방향 벡터가 나타난다. 부블럭 HT

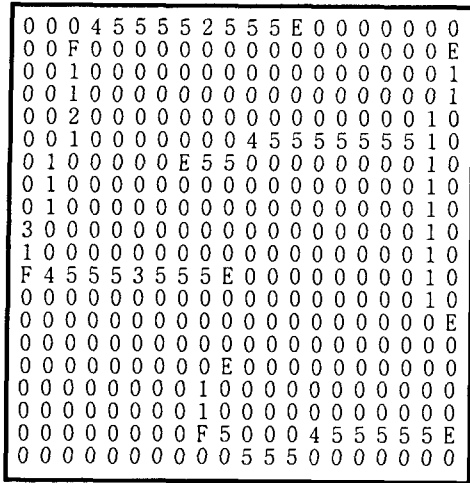


그림 4. 특징점 추출 영상  
Fig. 4. Feature point extracted image.

공간에서의 굴곡점 추출은 이미 부블럭 벡터 하나가 일정한 크기의 방향 성분을 대표하기 때문에 주목 화소 P가 아닌  $F_1$ 과  $F_2$ 의 차이를 계산하므로써 쉽게 구할 수 있다. 실제로  $F_1$ 과  $F_2$ 의 부블럭 HT 공간상의 벡터의 차이가 2이상의 주목 화소를 추출하면 거의 오류없이 굴곡점을 추출할 수 있다.

### 3.2 직선성을 이용한 부분 그래프 패턴의 구성

그림 5에서 노드  $E_{v1}$ 과  $E_{v2}$ 에 이르는 path를 주 가지라고 할 때, 직선성의 의미는 부분 그래프 패턴을 구성하기 위한 화소 추적을 하면서 분기점을 만날 경우 관심 분기점이 주 가지와 같은 주 가지에 속해 있으면 그 분기점을 무시하고 추적을 계속 행하는 것을 의미한다.  $B_{out}$  분기점에서 주 가지 방향으로  $B_{in}$  분기점과 만나고 두 분기점은 같은 주

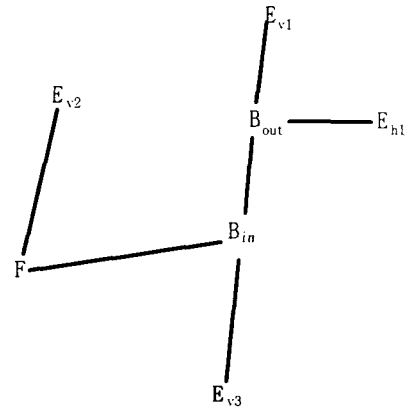


그림 5. 직선성이 적용되는 예  
Fig. 5. Example of linearity.

가지 형태를 갖고 있으므로 해서  $E_{v2}$ 의 끝점까지 추적을 한다. 또한,  $B_{in}$  분기점 역시  $B_{out}$  분기점을 만나게 되고 여기서도 직선성이 적용되어  $E_{v1}$ 의 끝점까지 추적을 행하게 된다.

그림 6은 이러한 직선성을 이용하여 패턴을 구성할 때 우리가 관심을 두고 있는 필기시 발생하는 접촉 부분의 패턴이 [니, 나, 너, 너, 내]의 6개의 문자의 경우 같은 부분 그래프 패턴으로 표현됨을 알 수 있다.

### 3.3 증모음 분리와 인식

한글은 기본 자소가 모여 쓰여진 조합적인 특성을 가진 글자로서 모음과 자음이 쓰여질 수 있는 위치가 거의 정해져 있다. 증모음 분리 알고리즘은 6단계로 구성되고 순차적으로 실행되며 다음과 같다.

1단계) 초성 자음과 횡모음이 주 세로 기둥으로 접촉된 형태로 나타나는 경우이며 그림 7

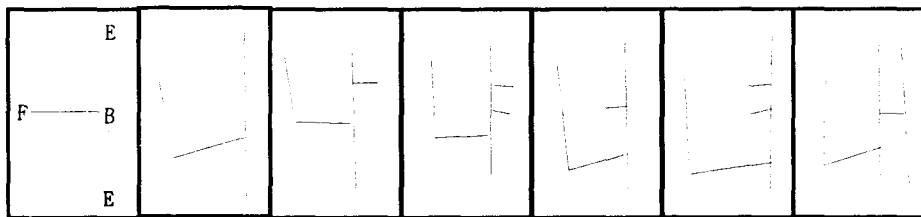


그림 6. 동일 패턴으로 표현되는 문자의 예  
Fig. 6. Example character of same pattern.

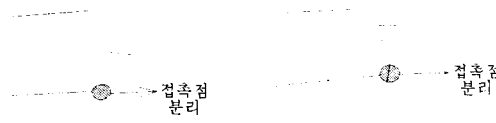


그림 7. "과"와 "퍼"의 분리의 예  
Fig. 7. Example of segmentation ; "과" and "퍼".

에 예를 나타내었다.

- 2단계)  $B_{out}$ 이 나온 후  $B_{in}$ 이 나올 수 없으므로  $B_{out}$ 에서 주 세로 기둥의 길이를 절단한다. 주 세로 기둥의 길이를 결정하는 것으로 가장 있을 수 없는 상황부터 제거해 나간다.
- 3단계)  $E_{nc}$ 가 나타나는  $B_{out}$ 에서 주세로 기둥의 길이를 절단한다.
- 4단계) 위의 단계를 거친 후에도 굴곡점에서 주세로 기둥이 굴곡점으로 끝나면 굴곡점에서 주세로 기둥을 절단 한다.
- 5단계)  $B_{out}$ 에서 안 가로 기둥을 추적한 마지막 성분이 굴곡점일 때 초성 자음으로 간주한다. 이 단계는 안가로 기둥이 초성 자음의 속해있는 성분인지 종모음의 일부

인지 판별하는 단계이다.

- 6단계)  $B_{out}$ 에서 안 가로 기둥을 추적한 마지막 성분이 분기점일 때는 종모음의 일부으로 간주한다. 이 단계는 안 가로 기둥이 초성 자음에 속해있는 성분인지 종모음의 일부인지 판별하는 단계이다.

인식은 구조 해석적인 방법으로 그림 8과 같이 수행한다.

#### 4. 신경망을 이용한 자음 인식

신경망은 어떠한 규칙을 생성하여 인식하는 방법이 아니라 적절한 입력값이 주어 졌을 때 학습을 통하여 인식하는 방법으로 자음 인식에 적합한 방법이다. 본 연구에서는 필기체를 활자체처럼 변형시키는 평활화 방법을 제안하였다. 즉, 필기체에 대한 인식이 저조한 이유는 필자의 습관에 따라 획의 위치가 일정하지 않으며 쓰여진 획의 방향성이 매우 심한 변형을 가져오기 때문에 획의 위치 정보와 방향성을 어느 정도 일정하게 필기체를 평활화하여

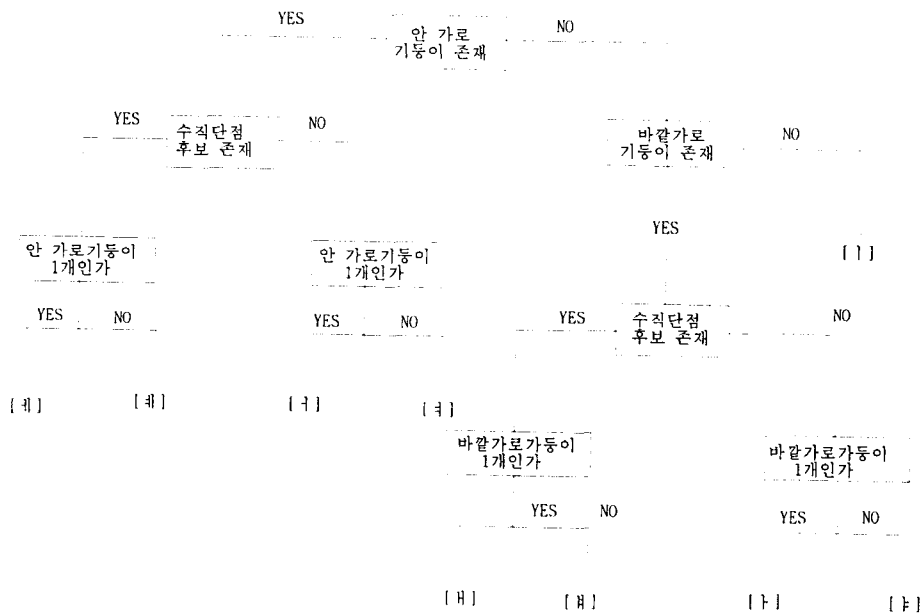
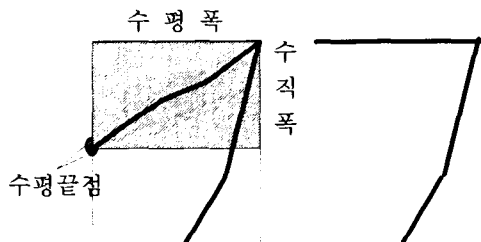


그림 8. 종모음 인식 흐름도  
Fig. 8. Flowchart of vertical vowel recognition.

인식단의 부담을 줄이고자 한다. 신경망의 적합한 특징값 추출을 위해 새로운 주사 방법을 도입하여 같은 부류의 패턴들은 서로의 상관성이 크고 다른 부류들의 패턴은 상관성이 적어지도록 하였다.

#### 4.1 평활화

한글 인식은 크게 인쇄기를 이용한 활자체와 사람이 손으로 쓴 필기체의 인식으로 나뉜다. 현 시점에 있어 한글 인식은 여러 가지 활자체에 있어 팔목할 만한 성과를 보이고 있으며 상용화된 제품도 나오고 있으나 필기체의 경우 아직까지 연구실에서 실험을 하는 수준이다. 본 연구에서는 이러한 점에 착안하여 필기체를 활자체처럼 나타나게 하여 활자체의 인식율과 비슷한 정도까지 올리려는 방법을 시도한다. 즉, 필기체에 대한 인식율이 저조한 이유는 필기자의 습관에 따라 획의 위치가 일정하지 않으며 쓰여진 획의 방향성이 매우 심한 변형을 가져온다. 이와 같은 획의 위치 정보와 방향성을 어느 정도 일정하게 해주면 인식단의 부담을 많이 줄일 수 있어 좋은 인식율을 얻게 될 수 있다. 본 연구에서는 모음에 관해서는 구조 해석적인 방법으로 좋은 인식 결과를 보였으므로 평활화는 자음을 대상으로 하며 그 목적은 획의 위치와 방향성을 일정하게 해주는 것으로 부블럭 HT 공간에서 이루어진다. 그림 9는 평활화의 예이다.



(a) 평활화 하기 전 영상 (b) 평활화 후 영상  
(a) image before smoothing. (b) image after smoothing.

그림 9. "ㄱ"에 관한 평활화의 예  
Fig. 9. Example of Smoothing in "ㄱ".

#### 4.2 신경망 입력을 위한 특징값 추출

특징값 추출에 있어 가장 일반적인 상식은 특징

값이 같은 부류의 패턴들은 서로의 상관성이 크고 다른 부류들의 패턴은 상관성이 적어야 한다는 점이다. 본 연구에서 쓰여진 오류 역전과 알고리즘은 시그모이드 함수를 사용하였으므로 0과 1의 값을 택하였으며 새로운 주사 방법을 도입하여 같은 부류의 패턴들은 서로의 상관성이 크고 다른 부류들의 패턴은 상관성이 적어야 한다는 점을 반영 하였으며 자음의 인식을 위하여 아래의 1 단계 - 4 단계에서 구한 특징값을 합하여 자음 하나 당 110개의 특징값을 갖도록 하였다. 본 연구에서 제안한 특징값 추출 방법은 분리된 자음을 1818 영상으로 정규화하고 각각의 성분 추출에 적합한 마스크를 이용하여 부블럭 HT를 행하는 방법으로 크게 수직 성분, 수평 성분, 사선 성분, 역사선 성분으로 나뉘며 각각의 성분 추출 방법은 다음과 같다.

### 5. 실험 및 결과

본 연구의 실험은 Pentium 133Mhz에서 C언어로 구현하였다. 자료 수집은 활자체인 경우 아래아 한글에서 완성형 2350자에 관한 견고덕과 명조체를 A4용지에 장당 160자를 인쇄한 후 휴렛팩커드 ScanJet Plus A4 스캐너(300dpi)를 이용하여 TIFF 화일 형식으로 받아 들인 후 TIFF 화일을 처리하여 이진 문자 영상으로 변환한 후 실험하였다. 필기체의 경우 표준 데이터 구성이 되어 있지 않으므로 어느 정도 필기자에게 제약을 주는가에 대해서 인식율에 많은 변화를 가져오게 된다. 본 연구에서 사용된 필기체 자료는 필기자에게 심하게 흘려 쓰지말 것을 요구하였으며 필기체의 자료 획득은 필기자에게 1.5cm의 정사각형 160개가 그려진 원고지 형식의 A4용지에 160자를 쓰게하였으며 활자체와 같은 방법으로 이진 문자 영상으로 변환하였다.

#### 5.1 부분 그래프 패턴을 이용한 자모 분리 및 모음인식에 관한 실험 및 결과

활자체의 경우에는 자모간의 접촉이 규칙성을 띠고 나타나지만 필기체의 경우에는 자모간의 접촉점이 불규칙적으로 많이 나타나게 되므로 한글의 조합적인 특성을 이용한 한글 필기체 인식에 있어 자



표 1. 접촉 문자의 갯수와 접촉율

Table 1. Number of contacting character and contacting rate.

	접촉된 문자의 수(총 데이터 수 : 4000자)	접촉된 문자의 백분율(접촉된 문자수/4000)
한 문자내에 1개의 접촉이 존재	1148자	28.7%
한 문자내에 2개의 접촉이 존재	196자	4.9%
한 문자내에 3개의 접촉이 존재	32자	0.8%
총 접촉된 문자의 수	1376자	34.4%

표 2. 정분리율

Table 2. Correct segmentation rate.

	해당하는 분자수	정분리된 문자수	정분리율
문자내에 접촉이 없을 때	2624자	2624자	100%
한 문자내에 1개의 접촉이 존재	1148자	1088자	94.8%
한 문자내에 2개의 접촉이 존재	196자	184자	93.8%
한 문자내에 3개의 접촉이 존재	32자	30자	93.7%
전체 자모 정분리율	1148자	3926자	98.2%

모간의 접촉점을 분리하는 작업은 매우 중요한 과정중의 하나이다. 실제로 실험에 사용한 필기체 자료 4000자를 분석하면 표 1과 같은 접촉 갯수의 분포를 보였다.

표 1에서 조사된 접촉율에 대한 조사는 모음과 자음이 접촉되어 있는 경우에만 조사한 것이며 실제로 초성자음과 종성자음이 접촉된 경우는 제외한 것인데 실제로 초성자음과 종성자음을 붙여쓰는 경우는 극히 드문 것으로 조사되었다. 모음 분리 실험 결과는 4000자중 접촉을 가지지 않은 2624자의 실험 결과는 오류 없이 분류 하였으며 접촉갯수에 따른 정분리율은 표 2에 나타내었다.

표 2에서와 같이 접촉된 갯수가 증가할수록 인식율이 감소되는 이유는 접촉된 갯수가 증가할수록 문자를 구성하고 있는 자소에 많은 변형을 가져오기 때문이다. 모음의 인식은 모음의 구조가 간단하기 때문에 일단 자음과 모음의 분리가 정확하게 되면 모음 인식 알고리즘에 따라 오류없이 정확하게 인식할 수 있었다. 그림 10은 횡모음 분리의 예이다.

5.2 신경망을 이용한 자음 인식의 실험 및 결과  
초성 자음의 인식을 위하여 16개의 출력 유닛

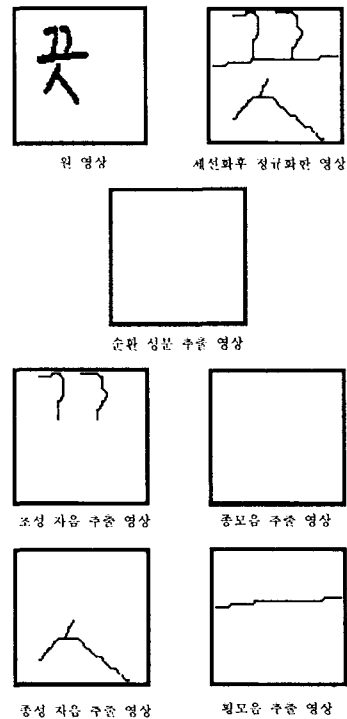


그림 10. 횡모음 분리의 예  
Fig. 10. Example of horizontal vowel segmentation.

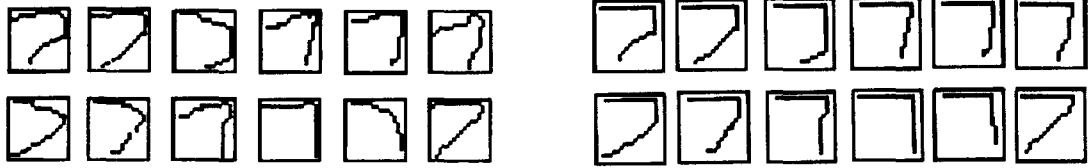


그림 11. 평활화에 관한 예  
Fig. 11. Example of smoothing.

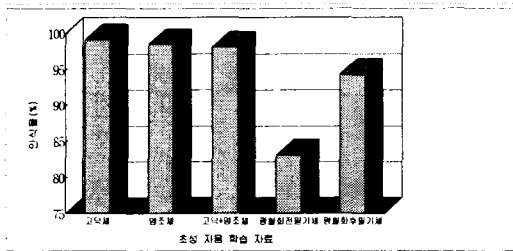


그림 12. 초성 자음 인식율  
Fig. 12. Recognition rate of the initial consonants.

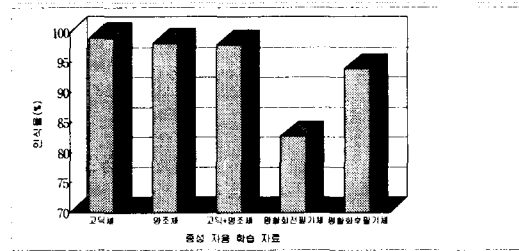


그림 13. 종성 자음 인식율  
Fig. 13. Recognition rate of the final consonants.

(unit)을 갖는 오류 역전파 모델을 학습에 이용하였으며 종성 자음의 인식을 위해서는 21개의 출력 유닛을 가진 오류 역전파 모델을 이용하였으며 표 3은 신경망의 출력 유닛 수를 구성하는 초성자음 16개와 종성자음 21개의 구성도이다.

표 3. 신경망 출력 unit을 구성하는 초성 자음과 종성 자음

Table 3. First and second consonants for neural network output unit.

분 류	자음의 구성
초성자음	ㄱ, ㅋ, ㆁ, ㄷ, ㅌ, ㄹ, ㅂ, ㅃ, ㅅ, ㅆ, ㅈ, ㅊ, ㅊ, ㅊ, ㅋ, ㆁ, ㆁ
종성자음	ㄱ, ㅋ, ㆁ, ㄷ, ㅌ, ㄹ, ㅂ, ㅃ, ㅅ, ㅆ, ㅈ, ㅊ, ㅊ, ㅊ, ㅋ, ㆁ, ㆁ

본 연구에서는 필기체에 있어 인식율 향상을 위해 획의 위치 성분을 보정해 주는 평활화를 제안하였다. 아래의 그림 11은 실제 필기체 자료에서 추출한 "ㄱ"의 평활화하기 전의 영상과 평활화한 후의 영상이다. 그림 12은 초성 자음 인식율을 나타낸 것이며 그림 13은 종성 자음의 인식율을, 그림 14에서는 특징값 추출의 예를 나타내었다. 본 연구에서 제안한 특징값이 고딕체와 명조체를 구별하지

않고 인식한 다중 활자체 실험에서도 좋은 결과를 보임으로써 고딕체와 명조체 사이에서 나타나는 변형을 잘 흡수함을 알 수 있었다.

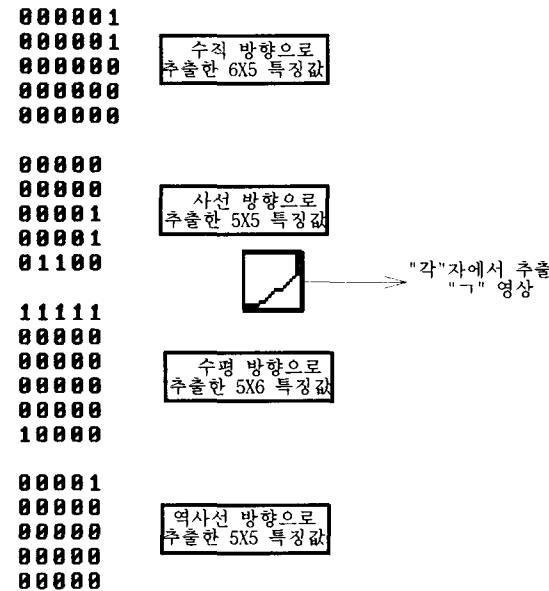


그림 14. 특징값 추출의 예  
Fig. 14. Example of feature extraction.

5.3 전체 시스템의 인식율 결과

본 연구에서는 하나의 글자가 순환 패턴의 인식, 모음의 인식과 자음의 인식으로 나뉘어져 있으나 전체 시스템의 인식율을 구하는 데 있어서는 하나의 과정만 틀리게 되면 최종 결과가 틀리게 되므로, 자 단위 인식과 같은 방법으로 위의 세가지 과정 중 한과정만 틀리게 되면 오인식된 것으로 처리하였다. 표 4는 전체 시스템의 인식율이다.

표 4. 전체 시스템의 인식율

Table 4. Recognition rate of total system.

자형에 따른 분류	인식율
고딕체	98.9%
명조체	98.2%
고딕 + 명조체	98.0%
필기체	92.5%
활자 + 필기체	94.8%



그림 15. 오인식 자료

Fig. 15. Incorrect recognition data.

6. 결 론

본 연구에서는 글자체에 상관없는 문자 인식을 하기 위한 오프라인 한글 문자 인식에 관한 연구를 하였다. 스캐너로 받아들인 입력 영상을 이진 영상으로 변환하여 세선화를 행한 후 획의 위상 성분을 보정해 주는 균형을 수행하였다. 균형화 과정은 획의 필요없는 부분을 미리 절단하므로써 획의 위상 성분을 보정해주는 방법이다. 균형화된 문자 영상은 정규화 과정을 거쳐 4가지 우선도를 가지는

마스크를 이용하여 순환 패턴을 추출하였다. 순환 패턴이 추출된 영상은 자모 접촉점 분리를 위하여 미리 구성된 부분 그래프 패턴 사전을 이용하여 모음을 분리하였으며, 제안된 부분 그래프 패턴은 자음과 모음 분리에 우수한 성능을 나타내었다. 분리된 자음 영상은 획의 위치와 직선성을 보정해주는 평활화 과정을 거친 후 HT를 이용하여 110개의 특징값을 추출한 후 오류 역전과 모델을 적용하여 인식하였다. 필기체의 경우 평활화 전의 인식율보다 평활화후의 인식율이 약 10% 정도 증가하였고, 이는 제안한 평활화 방법이 필기체를 좀더 활자체와 비슷한 형태를 갖게하는 효율적인 방법이었음을 보여준다.

앞으로의 연구 과제는 문자 인식의 경우 무제약 필기체 인식, 특수 문자 및 외국어에 관한 알고리즘 개발을 하여야 할 것이며, 상용화되기 위해서는 문서 인식에 관한 연구가 수반되어야 할 것과 문자 인식에서는 판별할 수 없는 글자를 문법에 적용하여 판별하는 후처리 기술이 개발되어야 할 것이다.

참고문헌

- [1] 이 성환, 문자인식, 홍릉 과학 출판사, 1994년
- [2] 남궁 재찬, "Index-Window 알고리즘에 의한 한글 패턴의 부분 분리와 인식에 관한 연구," 인하대학교 박사학위논문, 1982년.
- [3] 김태균, T.Agui, and M.Nakajima, "Stroke 조합에 의한 필기체 한글의 표현과 인식," 대한전자공학회 논문지, 제 25권 제1호, pp.18-26, 1988년 1월.
- [4] T. Wakahara and K. Odaka, "On-line Handwriting Recognition," *Proceedings of the IEEE*, vol.80, No. 7, 1992, pp.91-102.
- [5] 김 상운, 이 병래, 박 규태, "상태 공간 탐색을 이용한 한글 패턴 인식 방법," 한국통신학회 논문지, 제15권, 제4호, pp.267-277, 1990년 4월.
- [6] 류 승필, 김 태균, "속성 문법을 이용한 필기체 한글 문서 내의 자모 인식," 대한전자공학회 논문지, 제26권, 제3호, pp.85-94, 1989년 3월.
- [7] 김 우성, 방 승양, "신경회로망을 이용한 한글 한자 혼용 문서 인식에 관한 연구," 대한전자

공학회 논문지, 제29권, B편 제2호 pp.50-59, 1992년 2월.

- [8] C.Kimme and D.Ballard, "Finding Circles by Array Accumulator," *Commum. ACM.*, pp.120-122, Feb. 1975.
- [9] 구하성, 고희화, "한글 특징점 추출을 위한 일반화된 표본화 알고리즘을 이용한 수정된 Hough Transform에 관한 연구," *대한전자공학회 논문지*, 제 31권, B편 제 9호, pp.142-148, 1994년 4월.
- [10] 이 기영, 구 하성, 고 형화, "필기체 한글 인식에 유용한 세션화 알고리즘의 성능 개선에 관한 연구," *한국통신학회 논문지*, 제 19권, 제 5호, pp.883-891, 1994년 5월.
- [11] 최 필웅, 이 기영, 구 하성, 고 형화, "접촉점에서의 부분 그래프 패턴에 의한 필기체 한글의 자소분리에 관한 연구," *대한전자공학회 논문지*, 제 30권, B편 제 4호, pp.254-273, 1993년 4월.
- [12] 이 지범, 구 하성, 고 형화, "출력층과 중간층에서 서로 다른 활성화 함수를 이용한 역전파 학습의 수렴속도 개선," *신호처리합동학술대회 논문집*, 제 7권, pp.165-169, 1994.



구 하 성(Ha-Sung Koo)  
1985~1989 광운대학교 전자  
통신공학과(학사)  
1989~1991 광운대학교 전자  
통신공학과(석사)  
1991~1995 광운대학교 전자  
통신공학과(박사)

1995~1997 기아정보시스템 알고리즘 개발팀장  
1997~현재 한서 대학교 컴퓨터 과학과  
관심분야 : 지문인식, 얼굴인식, 홍채인식



박 길 철( Gil-Cheol Park)  
1979~1983 한남대학교 컴퓨터  
공학과(학사)  
1983~1985 숭실대학교 전자  
계산학과(석사)  
1994~1998 성균관대학교 정보  
공학과(박사)

1986~1990 삼성종합기술원  
1990~1995 대교 컴퓨터  
1996~1998 한서 대학교 컴퓨터 과학과  
1998~현재 한남대학교 멀티미디어학부  
관심분야 : 멀티미디어 시스템/컨텐츠, CSCW, HCI