

안정된 구조정보와 신경망을 기반으로 한 인쇄체 한글 문자 인식

正會員 張 喜 敦* 正會員 南宮 在 贊*

Recognition of Printed Hangeul Characters Based on the Stable Structure Information and Neural Networks

Hee Done Jang* Jae Chan Namkung*, *Regular Members*

요 약

본 논문에서는 입력된 문자에서 비교적 안정된 구조특징을 추출하고 이 구조정보를 이용하여 문자를 좀 더 세부적인 유형으로 분류한 후 인식을 행하는 문자 인식 방법을 제안한다. 본 방법은 우선 한글 문자를 스캐너로 입력받아 방향코드화하고 방향코드화된 문자로부터 방향밀도벡터를 추출하여 기본 6형식으로 분류한다.

그리고 기본형식 정보에 의해 각 문자로부터 안정된 구조특징을 추출하고 안정된 구조정보를 이용해 26가지 형태의 세부유형으로 분류하며 각 해당 자소 영역의 방향밀도벡터를 신경망에 입력하여 인식하거나 직접 해당 자소의 인식을 행한다. 한글 KS C 5601의 2350자에 대해 실험한 결과 94%의 인식률을 얻어 본 방법의 유효성을 확인할 수 있었다.

ABSTRACT

In this paper, we propose an algorithm for character recognition using the subdivided type and the stable structure information. The subdivided type of character is acquired from the stable structure information of character which is extracted from an input character. Firstly, the character is obtained from a scanner and classified into one of 6 types by using directional density vector. And then, the stable structure information is extracted from each character and the character is subdivided into one of 26 types.

Finally, the classified character is recognized by using neural network which is inputted the directional density vector equivalent to JASO area or recognized direct. As a result of experiment with KS C 5601 2350 printed Hangeul characters, we obtain the recognition rate of 94%.

* 광운대학교 전자계산기공학과
Dept. of Computer Engineering Kwangwoon University.
論文番號 : 94210
接受日字 : 1994年 8月 2日

I. 서 론

고도정보화 사회로의 진입이 가속화되면서 정보를 효율적으로 이용하기 위해 기존의 정보를 가공하여 새로운 정보 형태로 전환하는 연구가 진행되고 있다. 이러한 추세에 따라 방대한 데이터를 정보화하고 관리하기 위해서는 터의 사용이 필수적이며 기존의 정보를 컴퓨터에서 처리할 수 있는 데이터 형태로 변환하는 작업이 요구된다.

기존의 정보를 입력하는 방법으로 대개 키보드의 입력에 의해서 이루어지는데 방대한 데이터를 키보드로 입력하는 방법은 한계가 있다. 따라서 정보입력을 컴퓨터에 의해서 자동으로 입력하려는 연구가 문서나 음성 등의 다양한 매체를 대상으로 다수 시도되고 있으며 그 대표적인 예가 문서 인식 시스템^{1,2,3)}과 음성인식 시스템이다.

통상 문서인식시스템은 그 핵심요소 기술인 문자인식 방법에 따라 통계적인 방법과 구조적인 방법, 신경망에 의한 방법 등 여러가지 방법이 시도되고 있으며, 인식하려고 하는 대상에 따라 각각 장점과 단점을 가지고 있다.

통계적인 방법은 문자패턴을 어떤 특징량 또는 벡터량으로 변환한 후, 특징공간으로 나누어 벡터정보의 거리값에 의해서 인식하는 방법이다. 다음으로 구조적인 방법은 문자패턴의 구조적인 정보를 이용하여 인식을 행하는 방법으로 문자패턴의 구조적인 관련성을 추출하기가 쉽기 때문에 많이 이용된다. 구조적인 방법은 문자의 본질적인 특성을 이용하여 인식하므로 이에 위배되는 오인식을 쉽게 막을 수 있다는 장점을 지니고 있다. 또한 구조적인 방법은 이론적으로 단순하고 명백하기 때문에 확장이나 수정 보완이 편리하다. 그러나 필기체 문자 패턴과 같은 다양한 패턴에 대해서는 많은 규칙들이 필요하며 이로 인해 인식기간이 길어지는 단점이 있다. 마지막으로 신경망에 의한 인식방법^{2,3,4,8,9,16,17)}은 일반적으로 학습방법이 이미 잘 알려져 있고, 입력 문자 패턴에 혼합된 왜곡과 잡음이 비교적 강하며 지식표현과 처리에서 분산·병렬처리 능력을 가져 기존의 다른 방법들이 제공하지 못한 많은 장점들을 제공한다.

한편, 기존의 신경망에 의한 문자인식방법^{3,16)}의 오인식을 살펴보면 자소를 분할한 후 각 기본형식 별로 모음영역에 존재할 수 있는 모든 모음을 대상으로 인식을 행하기 때문에 중성모음의 오인식이 많이 발생되

어 문자인식률이 저하된다. 본 연구에서는 이러한 문제점을 개선하기 위해 잡음이나 변형에 안정된 수직기둥, 보 등의 갯수를 조사하고, 2,4,6형식 종성의 ‘ㄱ’과 3,4형식 초성의 ‘ㄴ’의 존재여부에 따라 문자를 세부 분류하였다. 또한 자소 분할시에 단순히 흑화소의 위치 및 크기정보만을 이용함으로써 일어나는 명조체의 장식선으로 인한 분리오류와 자소간의 연결이 심한 문자의 분리오류를 방향코드값의 이용에 의해 감소시키고 최종적으로는 인식률을 증가시키는 자소분할방법도 제안한다.

먼저 한글 인쇄체 문자를 스캐너에서 입력받아 방향코드화 한 후, 방향밀도 벡터 특징을 신경망에 입력해 6형식으로 대분류하고, 대분류된 결과와 잡음과 변형에 비교적 구조정보를 이용하여 26가지의 형식으로 중분류함으로써 인식대상의 방대함에 따르는 오인식의 가능성을 감소시켰다. 그리고 중분류된 각 형식에서 자음과 모음의 위치영역을 바탕으로 자소별 인식을 행하였다.

본 논문의 구성을 살펴보면 II 문자인식, III 안정된 구조정보에 의한 유형분류, IV 제안된 인쇄체 한글 인식, V 실험 및 고찰, VI 결론으로 되어있다.

II. 문자 인식

2.1 한글의 기본 6형식

한글은 자소들이 모여 구성된 조합문자로서 기본자모(단자음 14자, 단모음 10자)가 혼합되어 초성, 중성, 종성을 구성한다. 또한 한글은 한자와 같이 조합문자로서 한자의 무게중심이 사각형내에 골고루 분포되어 있는 것과는 달리 한글의 무게중심은 모음, 즉 종모음과 횡모음에 분포되어 있는 것이 특징이다. 그러므로 이들 모음의 배치와 받침의 존재여부를 이용하면 전체 한글 문자를 몇개의 유형으로 분류할 수 있다.

한글의 6형식은 이주근이 제안한 정의^{7,15)}로서 그림 1과 같이 초성·중성·종성의 배치에 따라 6형식으로 구분되어 있다. 본 연구에서는 6형식 정의에 따라 대분류를 행하며 한글이 모음중심 문자 즉 종모음과 횡모음의 형태에 따라 글자꼴의 형태가 민감하게 변하는 특성이 있기 때문에 한글의 구조적인 정보와 한글의 획에 대한 방향코드를 이용하여 인식을 행하게 된다.

실험은 KS C-5601 표준에서 정의한 2350자를 대상으로 행하였고 2350자를 위의 6형식으로 분류한 예가 표 1에 기술되어 있다. 표 1에서 알 수 있듯이 2형

표 1. KS 5601내의 각 형식별 분포
Table 1. The number of characters in each class.

형식	1	2	3	4	5	6	합계
문자수	149	1069	91	585	109	347	2350
백분율	6.36%	45.49%	3.87%	24.89%	4.64%	14.76%	100.0%

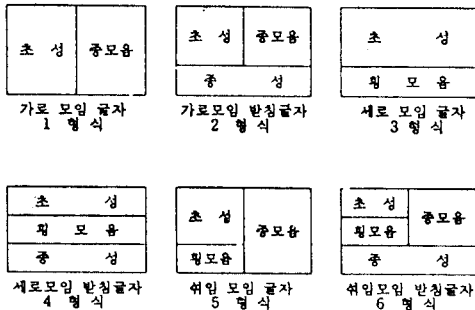


그림 1. 한글의 형식
Fig.1. 6 Types of Hangeul.

식인 가로모임 받침 글자가 거의 50%에 가까운 정도로 많이 쓰이고 3형식인 세로모임 글자는 91자에 지나지 않음을 알 수 있다. 또한 실험을 2350자로 제한하였기 때문에 각 형식마다 사용되지 않는 자소들이 존재한다.

2.2 신경망의 기본 원리 및 구조

본 논문에서 사용된 신경망 모델은 다층 퍼셉트론(multi-layer perceptron)이며, 학습은 오류역전파(back propagation) 학습 알고리즘을 사용하였다. 신경 회로망에 존재하는 노드는 뇌의 신경 세포에 해당하며 활성화 값(activation value)이라 불리는 하나의 출력값

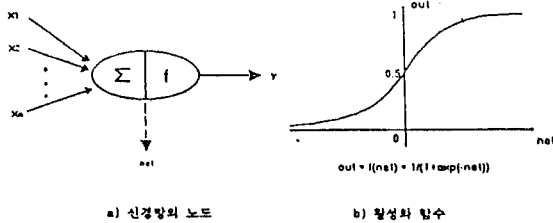


그림 2. 신경망의 노드와 활성화 함수
Fig. 2. Node and Activation Function of Neural Network.

을 계산하는 작용을 한다. 노드는 그림 2(a)와 같은 구조로 되어 있으며, 활성화 값은 그 노드에 직접 연결되어 있는 다른 노드들의 출력값과 해당 연결선의 가중치를 이용하여 계산한다. 전형적인 신경 회로망 모형에서는 다른 노드들의 입력에 연결선 가중치를 곱하여 합한 후, 이 결과가 어떤 임계치를 초과하는가를 임계치 함수로 계산하여 그 노드의 출력값으로 한다. 이러한 임계치 함수는 그 특성에 따라 존재할 수 있으며 본 논문에서는 시그모이드 함수를 적용하였다.^{8,9,10,11,12)}

한편 학습 알고리즘은 다음 수식과 같은 수정된 학습 알고리즘을 사용한다.

$$\Delta w(t) = \eta \Delta E(t) + \alpha \Delta w(t-1) \quad (식 2.1)$$

상기의 식과 고유한 generalized delta rule과의 유일한 차이는 두번째 항에 있으며 모멘텀 상수는 일반적으로 0에서 1.0사이의 값을 많이 사용한다. 본 논문에서는 학습률 η 는 0.3, 모멘텀상수 α 는 0.9를 사용하였다.

III. 안정된 구조정보에 의한 유형분류

본 장에서는 대분류용 특징을 추출하여 신경망에 입력함으로써 대분류를 행하고 대분류된 결과에 의해 안정된 구조정보를 추출하며 이 구조정보를 이용하여 유형을 좀 더 세분화 하는 것에 대하여 기술하였다.

3.1 정규화

다양한 문자의 크기에 적용할 수 있도록 하기 위해 입력된 문자를 정규화하여야 한다. 따라서 300 DPI 스캐너로 한글문서 내의 본문체 글자를 입력 받았을 때의 일반적인 크기인 40 × 40 으로 문자를 정규화하여 학습 및 인식에 사용하였다. 정규화 방법은 선형 정규

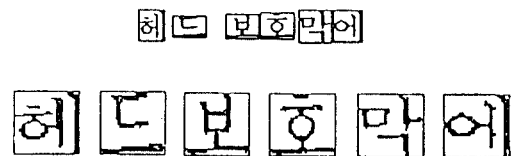


그림 3. 정규화의 예
Fig. 3. Example of Normalization.

화 방법을 이용하였고, 그림 3에 입력된 문자와 정규화된 데이터의 예를 나타내었다.

3.2 방향밀도벡터 특징 추출

신경망을 이용한 대분류, 모음의 형태 파악에서 사용될 안정된 구조정보 추출, 자소인식을 위한 특징으로서 비교적 잡음의 영향을 적게 받고 한글의 특성을 잘 반영할 수 있는 4 방향밀도벡터²¹⁾³⁾¹⁶⁾를 추출하여 이용한다. 그림 4에 방향밀도벡터를 추출하기 위해 사용된 방향코드 및 마스크와 방향코드 추출 과정을 나타내었고, 그림 5에는 방향 코드화된 문자영상을 나타내었다.

[방향밀도벡터 추출 알고리즘]

- 단계 1. 문자영상의 좌상단에서 우하단으로 문자영상을 주사하면서 1,2,3,4 방향에 흑화소가 존재하면 존재하는 방향의 카운터에 1을 더한 값을 현재 위치의 존재방향 카운터에 넣는다.
- 단계 2. 우하로부터 좌상으로 주사하면서 5,6,7,8 방향에 흑화소가 존재하면, 5,6,7,8 방향에 카운터의 값을 현재 주목화소의 5,6,7,8 방향에 대한 값으로 한다.
- 단계 3. 각 화소에 대해 좌상부터 우하로 주사하면서 그 방향 길이 값이 가장 큰 것을 선택하여 각 화소의 방향코드로서 세팅한다.
 - 1 방향 = 1 방향 카운터 값 × sqrt(2)
 - 2 방향 = 2 방향 카운터 값
 - 3 방향 = 3 방향 카운터 값 × sqrt(2)
 - 4 방향 = 4 방향 카운터 값
 방향코드 = MAX {1 방향, 2 방향, 3 방향, 4 방향}
- 단계 5. 방향코드화된 문자영상을 임의 갯수의 망눈으로 나눈다.
- 단계 6. 각 망눈으로 부터 각 방향별 방향코드 갯수를 구하여 방향밀도 벡터를 구한다.

3.3 기본형식 분류

문자를 각각의 세분류 유형으로 분류하기 위해서는 한글을 기본 6형식으로 분류하여야 한다. 한글의 6형식 분류방법은 기존의 연구방법에서도 특별한 알고리즘을 적용하지 않고도 높은 분류율을 얻고 있다.

본 논문에서는 상기 과정에서 얻은 256차원(8 × 8 망눈)¹⁴⁾¹⁶⁾의 방향밀도벡터를 신경회로망에 입력하여 기본 6형식 중의 하나로 분류하게 되므로 출력노드는 6개가 되며 여기에 20개의 중간 노드를 두어서 기본 6

형식 분류에 사용하였다. 따라서 기본형식 신경망은 모두 $256 \times 20 + 20 \times 6 = 5240$ 개의 연결선을 갖는다. 또한 기본 6형식 분류망의 결과는 각 형식의 세부 유형 분류 과정에서 이용한다.³⁾

3.4 한글의 안정된 구도 정보 추출 및 양성·음성모음 판정

한글은 문자를 구성하는데 있어서 모음부분이 중요한 역할을 하며 자소인식을 행할 경우에는 대부분이 모음을 중심으로 자소분할을 행한다. 그러나 대부분의 연구가 모음의 구조적 특성을 고려하지 않고 모음인식을 행하기 때문에 모음부분에서 많은 오인식이 발생한다.

따라서 본 논문에서는 잡음에 영향이 적고 변형이 크게 일어나지 않는 모음의 수직기둥과 보통을 안정된 구조정보로 정의하여 세분류시에 이용하였고, 2,4,6형식 종성의 'ㄱ' 과 3,4형식 초성의 'ㄴ' 도 다른 자음에 비해 잡음이나 다른 자소등에 영향이 적어 모음과 마찬가지로 세부 분류시에 사용한다.

또한 모음을 분류하기 위해 기존의 방법에서는 단순한 흑화소 정보만을 사용하여 모음을 구분하였기 때문에 명조체와 같이 장식선이 있고 음소간이 연결되어 있는 경우, 모음획이 끊어진 경우, 획 중간에 구멍이 있는 경우에는 자소분리에 실패하는 경우가 많이 있었다. 그러므로 본 논문에서는 방향 코드값이 히스토그램을 흑화소 정보와 병행하여 사용함으로써 모음을 보다 효과적으로 분류하였다.

신경망을 통한 기본형식 분류 결과 얻어진 기본 6형식 정보를 이용하여 표 2와 같이 모음의 형태를 정의하였다.

표 2의 정의에서 4형식은 모음성분이 종성자음 때문에 안정된 특징으로서 이용하기에는 부적합하므로 본 연구에서는 모음을 안정된 특징으로써 분류하지 않고 모음영역의 방향밀도벡터를 신경망에 바로 입력하여 모음을 분류한다.

그리고 2, 4, 6형식 종성의 'ㄱ', 3,4형식 초성의 'ㄴ' 은 다른 자소에 비해서 상당히 안정된 특징으로 각 기본형식들 중에서 표 3와 같은 비율로 존재한다.

상기한 양성모음과 음성모음의 정의와 초성 'ㄴ', 종성 'ㄱ' 에 기초하여 기본 6형식으로 분류된 문자로부터 안정된 특징의 존재여부를 조사하고 다음 단계에 세부유형 분류시에 이러한 정보를 이용할 수 있

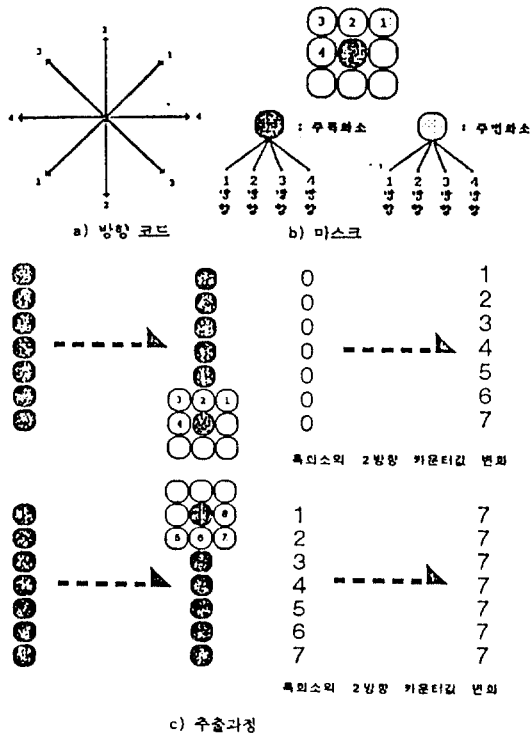


그림 4. 방향코드 추출
Fig. 4. Extracting of Directional Code.

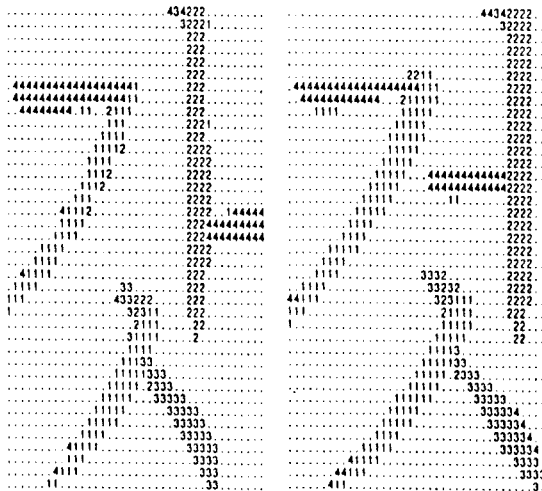


그림 5. 방향코드 추출의 예
Fig. 5. Examples of Directional Code.

표 2. 모음의 형태

Table 2. Shape of vowels corresponding to each 6 type.

기본형식	양 성 모 음	음 성 모 음
1 형식	ㅏ, ㅑ	ㅓ, ㅕ, ㅗ, ㅛ, ㅛ, ㅜ, ㅠ, ㅣ
2 형식	ㅓ, ㅑ	ㅓ, ㅕ, ㅗ, ㅛ, ㅛ, ㅜ, ㅠ, ㅣ
3 형식	ㅓ, ㅑ, ㅡ	ㅓ, ㅕ
4 형식	ㅓ, ㅑ, ㅡ	ㅓ, ㅕ
5 형식	ㅓ	ㅓ, ㅕ, ㅗ, ㅛ, ㅛ, ㅜ, ㅠ, ㅣ
6 형식	ㅓ	ㅓ, ㅕ, ㅗ, ㅛ, ㅛ, ㅜ, ㅠ, ㅣ

도록 하여 안정된 특징의 존재여부는 다음과 같이 각 기본형식별로 나누어서 생각할 수 있다.

표 3. 초성 'ㄴ', 중성 'ㄷ' 의 형식별 분포

Table 3. Distribution for initial phoneme 'ㄴ' and medial phoneme 'ㄷ' in each types.

형 식	초성 'ㄴ' (안정된 것)	중성 'ㄷ' (안정된 것)	초성 'ㄴ', 중성 'ㄷ' 이 동시에 존재	기본형식 내의 비율
2 형식	0	109	0	10%
3 형식	5	0	0	0.05%
4 형식	35	54	5	16%
6 형식	0	31	0	0.09%

1) 기본 1형식의 안정된 구조정보

기본 1형식의 안정된 구조정보는 종모음이라고 볼 수 있으며 그림 6의 영역을 조사하여 아래와 같은 조건을 만족하는 종모음의 존재 여부에 따라 양성 및 음성모음으로 분류하고 종모음 확의 갯수도 파악하여 종모음의 단모음, 복모음 여부를 결정한다.

종모음 확의 갯수 결정 조건 : 폭이 W/2, 높이 H인 그림 6과 같은 영역에서 방향 코드 '2'의 값을 가지는 히스토그램 값이 높이의 70%이상인 확을 조사하여 확의 갯수를 결정한다.

종모음의 양성·음성 조건 : 최우측에서 첫번째 나오는 확과 최우측 사이에 방향코드 '4'의 값을 가지는 히스토그램의 값이 문자두께 이상인 확이 존재하면 양성, 그렇지 않으면 음으로 판정한다.

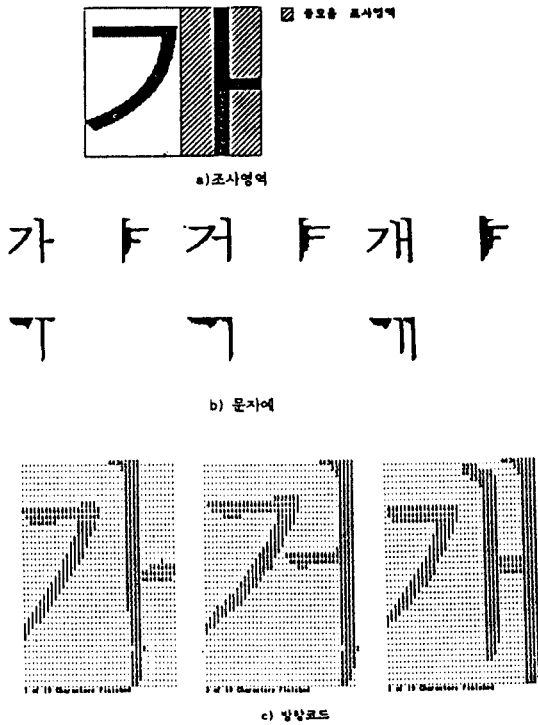


그림 6. 기본 1형식의 안정된 구조정보

Fig. 6. Stable Structure Information of Type 1.

2) 기본 2형식의 안정된 구조정보

2형식의 안정된 구조정보는 종모음과 종성부분 'ㄱ'의 존재여부이며 그림 7에서 처럼 각각의 영역을 조사하여 아래와 같은 조건을 만족하면 양성 및 음성으로 분류하고 종모음 획의 갯수와 종성부분에 'ㄱ'이 있는가를 결정한다.

종모음 획의 갯수 결정 조건 : 폭이 $w/2$ 높이 $H \times (2/3)$ 인 그림 영역에서 방향 코드 '2'의 값을 가지는 히스토그램 값이 높이의 70%이상인 획을 조사하여 획의 갯수를 조사한다.

종모음의 양성·음성 결정조건 : 최우측에서 첫번째 나오는 획과 최우측 사이에 방향코드 '4'의 값을 가지는 히스토그램의 값이 문자두께 이상인 획이 존재하면 양, 그렇지 않으면 음으로 판정한다.

종성부분의 'ㄱ' 존재여부 조건 : 최좌측 아래부터 높이 $H/3$ 인 지점까지 주사하여 흑화소가 나올때까지의 백화소 면적이 전체 면적의 15% 이상인 경우는 'ㄱ'이 존재하는 것으로 판정한다.

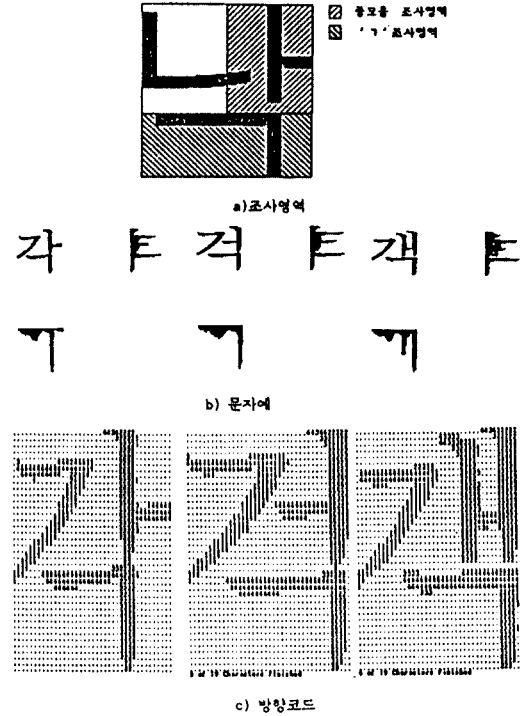


그림 7. 기본 2형식의 안정된 구조정보

Fig.7. Stable Structure Information of Type 2.

3) 3형식의 안정된 구조정보

3형식의 안정된 구조정보는 횡모음과 초성부분의 'ㄴ' 존재여부이며 그림 8에서 처럼 각각의 영역을 조사하여 아래와 같은 조건을 만족하면 양성 및 음성으로 분류하고 음성모음일 경우 짧은 기둥의 갯수를 파악하고 초성부분에 'ㄴ'이 있는가를 결정한다.

횡모음의 양성·음성조건 : 그림 8의 하단으로부터 주사하면서 방향코드 '4'의 히스토그램 값이 문자폭의 70%이상이고 그 위치가 높이 H 의 70% 아래에 존재하면 양성모음이며 이상에 존재하면 음성모음이다.

초성부분의 'ㄴ'의 존재여부 조건 : 상단 최우측으로부터 주사하여 높이 $H/3$ 지점까지 주사하여 흑화소가 나올때까지의 백화소 면적을 구해 'ㄴ'이 존재하는 것으로 판정하고 모음이 음성인 경우는 전체 문자 면적의 25%이상의 백영역이 존재하면 초성에 'ㄴ'이 존재하는 것으로 판정한다.

4) 4형식의 안정된 구조정보

4형식의 안정된 구조정보는 초성부분의 'ㄴ'과 종성부분의 'ㄱ'이며 그림 9의 각 조사영역에서 아

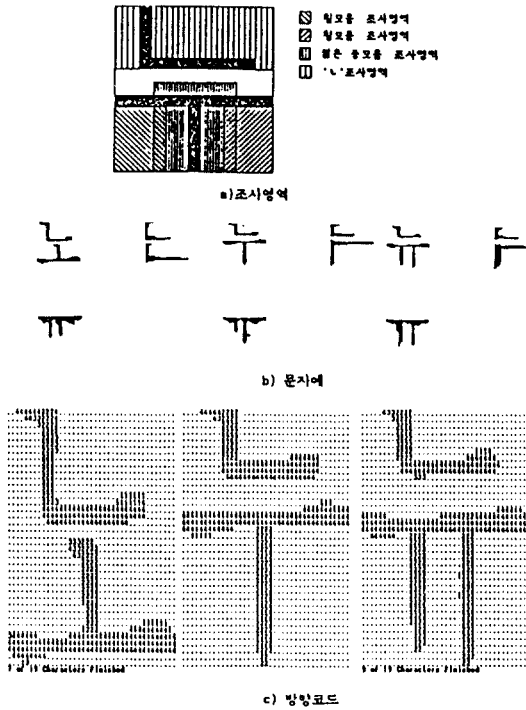


그림 8. 기본 3형식의 안정된 구조정보
Fig.8. Stable Structure Information of Type 3.

래의 조건을 만족하는가에 따라 안정된 구조정보의 존재 여부를 결정한다.

초성부분 'ㄴ'의 존재여부 조건 : 상단 최우측으로부터 좌측으로 주사하여 높이 H/3까지 최초의 흑화소가 나올때까지의 백화소 면적과 상단 최우측으로부터 하단 H/3 지점까지 주사하여 흑화소가 나올때까지의 백화소 면적을 구해 전체 문자 면적의 25%이상의 백영역이 존재하면 초성에 'ㄴ'이 존재하는 것으로 판정한다.

종성부분 'ㄷ'의 존재여부조건 : 최좌측 아래부터 높이 H/3 지점까지 주사하여 흑화소가 나올때까지의 백화소 면적이 전체 면적의 15% 이상인 경우는 'ㄷ'이 존재하는 것으로 판정한다.

5) 5형식의 안정된 구조정보

5형식의 안정된 구조정보는 종모음과 종모음의 갯이며 그림 10의 각 조사영역에서 아래의 조건을 만족하는가 조사하여 양성모음 및 음성모음과 단모음 및 복모음을 결정한다.

종모음 획의 갯수 결정조건 : 폭이 W/2, 높이 H인

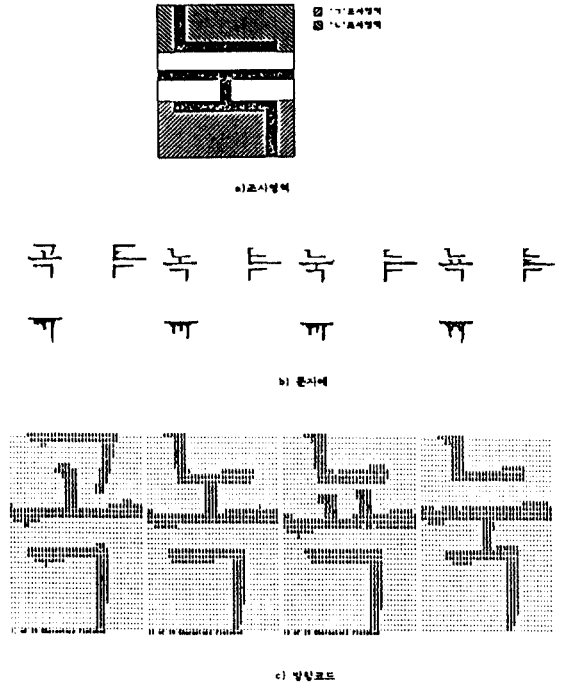


그림 9. 기본 4형식의 안정된 구조정보
Fig.9. Stable Structure Information of Type 4.

그림 10과 같은 영역에서 방향 코드 '2'의 값을 가지는 히스토그램 값이 높이의 70%이상인 획의 갯수를 조사한다.

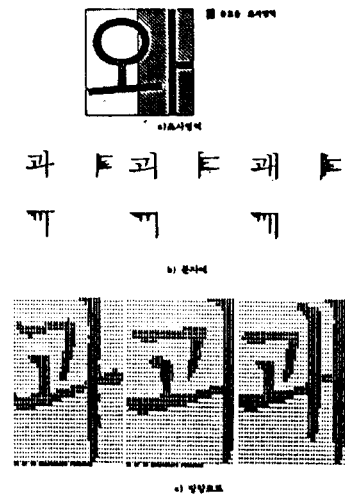


그림 10. 기본 5형식의 안정된 구조정보
Fig.10. Stable Information of Type 5.

종모음의 양성·음성 결정 조건 : 최우측에서 첫번

재 나오는 획과 최우측 사이에 방향코드 '4'의 값을 가지는 히스토그램의 값이 문자두께 이상인 획이 존재하면 양, 그렇지 않으면 음으로 판정한다.

6) 6형식의 안정된 구조정보

6형식의 안정된 구조정보는 종모음과 종모음의 갯수, 종성부분 'ㄱ'의 존재여부이며 그림 11의 각 조사영역에서 아래의 조건을 만족하는가를 조사하여 양성모음 및 음성모음, 단모음과 복모음을 결정하고 종성에 'ㄱ'이 존재하는가를 확인한다.

종모음의 갯수 결정 조건 : 폭이 W/2 높이 H×(2/3)인 그림 11과 같은 영역에서 방향 코드 '2'의 값을 가지는 히스토그램 값이 높이의 70%이상인 획의 갯수를 조사한다.

종모음의 양성·음성 결정 조건 : 최우측에서 첫번째 나오는 획과 최우측 사이에 방향코드 '4'의 값을 가지는 히스토그램의 값이 문자두께 이상인 획이 존재하면 양, 그렇지 않으면 음으로 판정한다.

종성부분 'ㄱ'의 존재여부 결정 조건 : 최좌측 아래부터 높이 H/3인 지점까지 조사하여 흑화소가 나올때까지의 백화소 면적이 전체 면적의 15% 이상인 경우

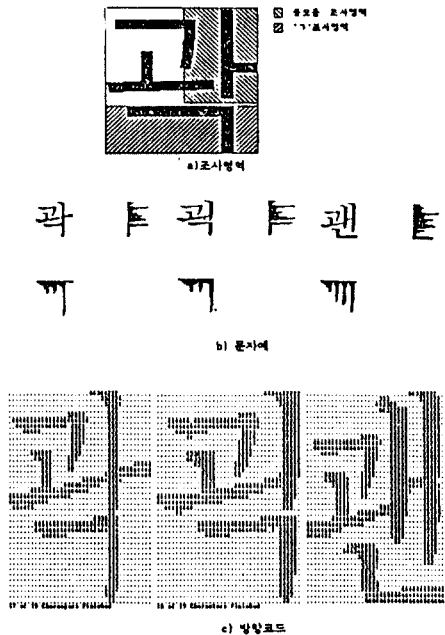


그림 11. 기본 6형식의 안정된 구조정보
Fig.11. Stable Structure Information of Type 6.

는 'ㄱ'이 존재하는 것으로 판정한다.

상기의 안정된 정보추출시 양·음성 모음의 판정을 위해 추출하는 방향코드 '4'의 값은 상기의 그림11에서도 나타난 것처럼 정확히 방향코드 '4'로 코드화 되지 않고 방향코드 '1'이나 '3'으로 코드화 되는 경우가 있으므로 방향코드 '1', '3'도 방향코드 '4'로 간주하여 히스토그램을 구한 후 모음의 양·음을 판정한다.

3.5 기본 형식의 세부 유형 분류

본 연구에서는 한글의 6형식의 유형분류에 기초하여 각각의 형식을 좀 더 세분화하고 세분화된 정보를 다음단계에서 이용하도록 한다.

기본 6형식에 기초하여 유형 세분화 다음과 같다.

1) 기본 1형식의 세분화 특징

기본 1형식 문자는 앞에서 정의한 것과 같은 모임의 모양에 따라서 3가지 유형으로 나뉘어진다.

- (1) 모음위치에 양성모음이 오는 '가'와 같은 경우
- (2) 음성모음이 복모음인 '개'와 같은 경우
- (3) 양성모음이 단모음인 '기'와 같은 경우

2) 기본 2형식의 세분화 특징

기본 2형식은 다음과 같이 6가지의 세부유형으로 나뉘어진다.

- (1) 모음위치에 양성모음이 오면서 종성에 'ㄱ'이 오는 '각'과 같은 경우
- (2) 모음위치에 양성모음이 오면서 종성에 'ㄱ'이 오지 않는 '감'과 같은 경우
- (3) 모음위치에 음성모음이 복모음이 나오고 종성에 'ㄱ' 성분이 나오는 '객'과 같은 경우
- (4) 종성에 'ㄱ'이 나오지 않는 경우 '갱'과 같은 경우
- (5) 모음위치에 음성모음중 단모음이 나오고 종성에 'ㄱ'이 오는 '적'과 같은 경우
- (6) 종성에 'ㄱ'이 나오지 않는 '경'과 같은 경우

3) 기본 3형식의 세분화 특징

기본 3형식은 다음과 같이 4가지의 세부유형으로 나뉘어진다.

- (1) 모음위치에 양성모음이 나타나고 초성에 'ㄴ'

이 오는 '노' 와 같은 경우

- (2) 초성에 'ㄴ' 이 오지 않는 '고' 와 같은 경우
- (3) 모음위치에 음성모음이 나타나고 초성위치에 'ㄴ' 이 나타나는 '누' 와 같은 경우
- (4) 초성위치에 'ㄴ' 이 나타나지 '구' 와 같은 경우

4) 4형식의 세분화 특징

4형식은 모음에는 관련되지 않고 초성과 종성의 자음이 'ㄴ' 인가 'ㄱ' 인가에 따라서 4가지의 유형으로 세분화된다.

- (1) 종성에 'ㄱ' 이 있는 '국' 과 같은 경우
- (2) 초성에 'ㄴ' 이 있는 '논' 과 같은 경우
- (3) 초성이 'ㄴ' 이 아니고 종성이 'ㄹ' 과 같은 경우
- (4) 초성이 'ㄴ' 이고 종성이 'ㄱ' 인 '녹' 과 같은 경우

5) 5형식의 세분화 특징

5형식은 다음과 같이 3가지의 세부유형으로 나뉘어진다

- (1) 모음위치에 양성이 나타나는 '과' 와 같은 경우
- (2) 모음위치에 음성모음중 복모음이 나타나는 '괘' 와 같은 경우
- (3) 모음위치에 음성모음중 단모음이 나타나는 '괴' 와 같은 경우

6) 6형식의 세분화 특징

6형식은 다음과 같이 6가지의 세부유형으로 나뉘어진다.

- (1) 모음위치에 양성모음이 나타나고 종성이 'ㄱ' 이 나타나는 '과' 과 같은 경우
- (2) 모음위치에 양성모음이 나타나고 종성에 'ㄱ' 이 나타나지 않는 '괘' 과 같은 경우
- (3) 모음위치에 음성모음중 복모음이 나타나고 종성 부분에 'ㄱ' 이 나타나는 '괘' 과 같은 경우
- (4) 모음위치에 음성모음중 복모음이 나타나고 종성 부분에 'ㄱ' 이 나타나지 않는 '괘' 과 같은 경우
- (5) 모음위치에 음성모음중 단모음이 위치하고 종성 부분에 'ㄱ' 이 나타나는 '괘' 과 같은 경우
- (6) 모음위치에 음성모음중 단모음이 나타나고 종성

부분에 'ㄱ' 이 오지 않는 '괘' 과 같은 경우

IV. 제안된 인쇄체 한글 인식

본 논문에서 제안한 한글인식 알고리즘의 전체 개요를 그림 12에 나타내었다. 여기서 자소인식은 한글인식에 있어서 최종적인 단계로 중분류에서 넘겨진 세부유형분류 결과에 의해 각각의 2개내지 3개의 자소인식망을 기동함으로써 인식을 행한다.

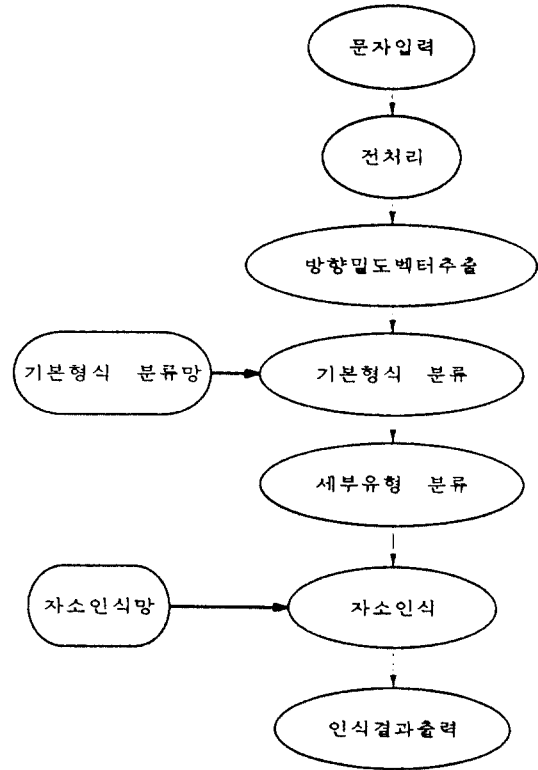


그림 12. 제안된 인식 알고리즘의 개요
 Fig.12. General Flow of Proposed Recognition Algorithm.

같은 형식을 갖는 문자패턴들은 유사한 위치에 기본 자소들이 존재하므로 각 자소들이 존재할 수 있는 영역을 전체 문자패턴에서 분리하여 각 자소인식 신경망의 입력으로서 사용할 수 있다.

따라서 자소인식망을 그림 13과 같은 각 기본 형식 별 자소분리 위치에 따라 자소를 분리하고 분리된 부분의 방향밀도 벡터특징을 각각의 초성, 중성, 종성 인

식망으로 넘겨 인식을 행한 후 그 결과를 다시 조합하여 완성된 하나의 글자로서 출력한다.

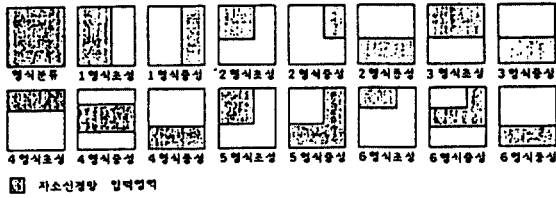


그림 13. 형식별 자소분리 위치

Fig. 13. Position of separated JASO for each types.

한편 각 세부유형 중에서 표 4와 같은 경우는 자소 인식 신경망을 거치지 않고 바로 인식을 행할 수가 있다.

표 4. 자소인식 신경망이 필요 없는 자소

Table 4. JASO which need not JASO recognizing neural network.

기본 형식	자소인식 신경망이 필요없는 자소
2 형식	중성의 'ㄱ'
3 형식	초성의 'ㄴ', 중성의 'ㄷ', 'ㅂ'
4 형식	초성의 'ㄴ', 중성의 'ㄱ'
5 형식	중성의 '나'
6 형식	중성의 'ㄱ', 중성의 '나'

각 세부유형별 인식을 위한 보다 상세한 흐름도는 그림 14의 a) - f)에 나타내었다.

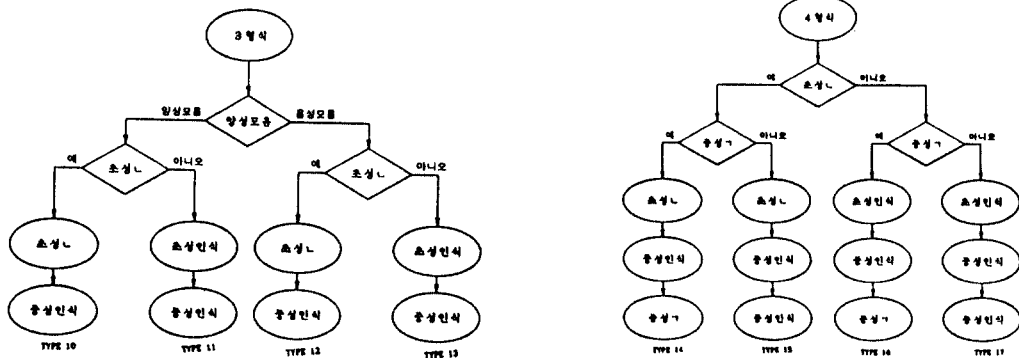


그림 14. 세부유형별 인식 흐름도(계속)

Fig.14. General Flow of each Subdivided Types(continued)

V. 실험 및 결과 고찰

5.1 실험환경

본 논문에서는 IBM PC 486SX에서 C언어와 MS-WINDOWS의 SDK를 사용하여 학습 및 인식 실험을 행하였다. 문자화상은 HP ScanJet II 스캐너를 사용하여 300DPI의 해상도로 입력 받았다. 사용된 문자인식 대상은 새명조, 중명조, 태명조, 중고딕, 태고딕으로 인쇄된 KS C 5601의 2350자를 대상으로 학습을 행하였고 아래아 한글의 10 Point 및 12 Point 명조체, 신명조체, 고딕체 출력된 문자를 미지 데이터로 하여 실험을 행하였다.

5.2 실험결과의 고찰

먼저 본 논문에서 제안한 안정된 특징에 대한 효율성을 알아보기 위해서 학습데이터 및 6개의 미지 데이터에 대하여 기본형식 분류 실험에 행해 표 5와 같은 결과를 얻었고 인식된 결과의 예를 그림 15에 나타내었다.

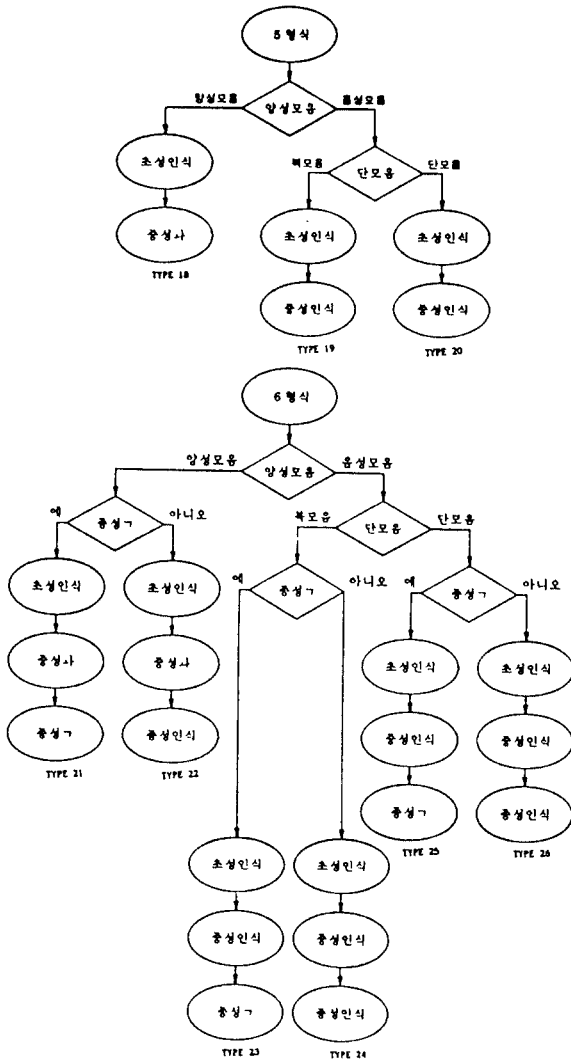


그림 14. 세부유형별 인식 흐름도(계속)
Fig.14. General Flow of each Subdivided Types(continued)

또한 자소인식 신경망의 크기는 문자인식 시스템에 필요한 메모리의 양과 학습 및 인식에 소요되는 계산량 및 시간에 큰 영향을 주기 때문에 인식효율에 영향을 주지 않는한 신경망의 크기를 될 수록 작게 구성할 필요가 있다.

그리고 각 신경망은 문자패턴에서 입력키릴 부분과 출력될 형식에 따른 자소의 수가 정해짐으로써 입력노드와 출력노드의 수가 정해지므로 중간노드의 수를 조절함으로써 신경망의 크기를 조절할 수 있다.

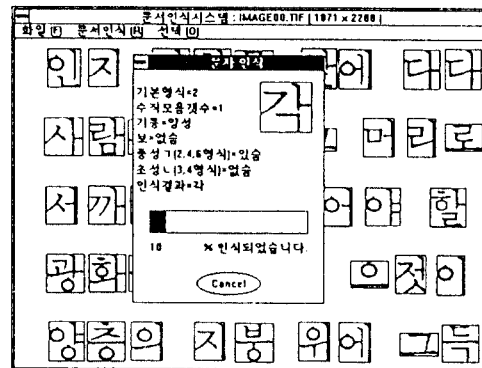


그림 15. 인식된 문자의 예
Fig. 15. An Example of Recognized Character.

표 6에서 보는 바와 같이 학습 데이터에 대해서는 100%의 기본형식 분류율을 얻을 수 있었고 미지 데이터에 대해서는 99.7%의 분류율을 얻었다.

여기서 분류에러가 발생한 문자들을 분석해보면 크게 두가지로 나눌 수가 있는데 첫번째는 스캐너로 받은 글자의 상태가 좋지 않아 글자가 뭉개진 경우이며 두번째 경우는 글자의 형태가 유사하기 때문에 발생하는 경우로서 기본 1형식의 '파', '피', '피'와 같은 문자가

표 5. 세부유형별 신경망의 크기

Table 5. Size of JASO Neural Network for the Subdivided type.

구분	형식분류	1 형 식						2 형 식										
		1		2		3		4		5								
		초성	중성	초성	중성	초성	중성	초성	중성	초성	중성	중성	중성					
입력	256	160	96	160	96	160	96	100	80	100	80	128						
중간	25	25	20	25	20	25	20	25	20	25	20	15						
출력	6	19	2	19	3	4	4	19	2	2	2	24						
구분	형식분류	2 형 식									3 형 식							
		6		7			8		9		10		11					
		초성	중성	초성	중성	중성	초성	중성	초성	중성	중성	중성	초성	중성				
입력	100	80	100	80	80	100	80	100	80	128	160	160	160					
중간	25	5	25	13	13	10	5	14	17	10	15	15	15					
출력	19	7	19	9	9	19	3	19	3	22	3	18	3					
구분	형식분류	4 형 식								5 형 식								
		13		14			15			16		17		18		19		20
		초성	중성	초성	중성	중성	초성	중성	중성	중성	초성	중성	초성	중성	중성	초성		
입력	160	96	96	96	128	96	96	128	96	120	120	176	120					
중간	15	25	25	20	20	20	20	20	20	20	20	15	20					
출력	18	18	5	5	12	5	18	22	5	19	19	4	17					
구분	형식분류	5 형 식																
		20		21		22		23		24		25		26				
		중성	초성	초성	중성	초성	중성	초성	중성	중성	초성	중성	초성	중성				
입력	176	96	96	96	96	132	96	132	96	96	132	96	132					
중간	15	20	5	15	20	20	5	20	10	20	20	15	5					
출력	2	9	18	8	6	6	15	7	8	9	3	18	4					
구분	형식분류	6 형 식																
		26																
		중성																
입력	96																	
중간	15																	
출력	7																	

표 6. 기본형식 분류결과

Table 6. Result of Type Classification.

구분	세명조	중명조	태명조	중고딕	태고딕	아래아 명조체 10Point	아래아 신명조체 10Point	아래아 고딕체 10Point
분류율	100%	100%	100%	100%	100%	99.8%	99.6%	99.5%
구분	아래아 명조체 12Point	아래아 신명조체 12Point	아래아 고딕체 12Point					
분류율	99.9%	99.9%	99.7%					

기본 5형식으로 분류되거나 기본 2형식의 '픽', '픽', '픽'과 같은 문자 기본 6형식으로 분류되는 경우이다. 중분류는 모음의 안정된 특징을 이용하여 26자로 분

류를 행하는 것으로 표 7과 같은 분류율을 얻었다. 여기서 미지 데이터의 중분류율이 학습 데이터와 차이를 보이는 이유는 학습 데이터는 인쇄소에서 출력용

표 7. 증분류 결과

Table 7. Result of 26 type Classification.

증분류 형 식	아래아 명조체 10 Point	아래아 신명조체 10 Point	아래아 고딕체 10 Point	아래아 명조체 10 Point	아래아 신명조체 10 Point	아래아 고딕체 10 Point
1	99.7 %	99.8 %	100 %	99.9 %	99.9 %	100 %
2	99.4 %	99.6 %	100 %	99.7 %	99.6 %	100 %
3	99.5 %	99.8 %	99.8 %	99.8 %	99.9 %	100 %
4	99.9 %	99.4 %	100 %	99.9 %	99.9 %	100 %
5	99.8 %	99.3 %	100 %	99.9 %	99.9 %	100 %
6	99.1 %	99.4 %	99.9 %	99.2 %	99.6 %	100 %
7	100 %	99.8 %	100 %	99.9 %	99.9 %	100 %
8	98.7 %	99.7 %	99.4 %	99.6 %	99.9 %	100 %
9	99.5 %	99.6 %	100 %	99.5 %	99.5 %	99.9 %
10	100 %	100 %	100 %	100 %	100 %	100 %
11	100 %	100 %	100 %	100 %	100 %	100 %
12	100 %	100 %	100 %	100 %	100 %	100 %
13	100 %	100 %	100 %	100 %	100 %	100 %
14	100 %	100 %	100 %	100 %	100 %	100 %
15	100 %	100 %	100 %	100 %	100 %	100 %
16	100 %	100 %	100 %	100 %	100 %	100 %
17	100 %	100 %	100 %	100 %	100 %	100 %
18	100 %	100 %	100 %	100 %	100 %	100 %
19	99.6 %	99.7 %	100 %	99.9 %	99.9 %	100 %
20	99.9 %	99.5 %	100 %	99.6 %	99.3 %	99.8 %
21	99.3 %	99.4 %	100 %	99.7 %	100 %	100 %
22	99.8 %	100 %	100 %	100 %	100 %	99.9 %
23	99.6 %	99.6 %	99.8 %	99.9 %	99.8 %	100 %
24	99.4 %	100 %	100 %	100 %	100 %	100 %
25	99.8 %	99.9 %	99.5 %	99.5 %	99.8 %	99.9 %
26	99.9 %	99.7 %	100 %	100 %	100 %	100 %

으로 사용하는 프린터를 사용하여 문자의 품질이 우수한 반면 미지 데이터는 일반적으로 문서 작성시 사용하는 프린터를 사용하였기 때문에 쌍자음이 포함되어 복잡도가 높은 '빠', '쌌', '짜', '따' 등과 같은 문자는 문자의 Point수가 낮을 수록 자소들간의 연결이 심하게 되어 실제 학습된 데이터와 많은 차이가 생기기 때문에 분류율이 떨어진다.

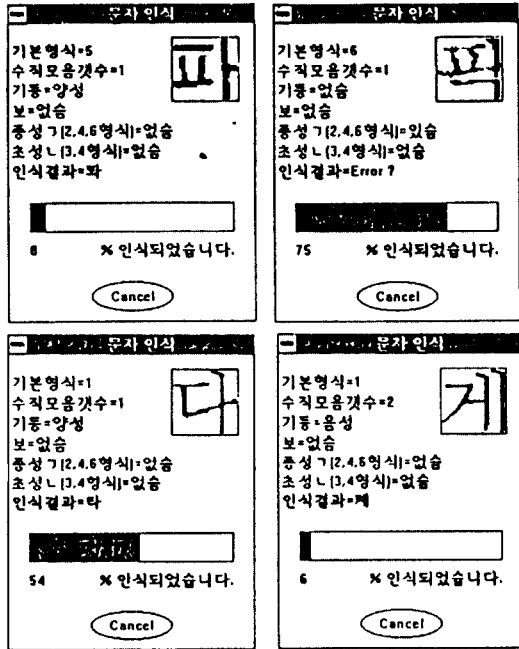
표 8에서 알 수 있는 것과 같이 학습 데이터에 대해서는 100%의 인식률을 얻었으나 미지 데이터에 대해서는 전술한 것처럼 자소가 접촉되거나 자소의 일부가 소실되어 인식률이 떨어지는 경우가 발생하였다. 오인 식된 예는 그림 16에 나타내었다.

본 논문에서 문자가 오인식되는 주요 원인을 좀 더 살펴보면 첫째로 문자의 해상도가 낮아 자소간에 접촉

표 8. 인식률

Table 8. Recognitpn Rate.

구 분	아래아 명조체 10pOINT	아래아 신명조체 10pOINT	아래아 고딕체 10ppOINT	아래아 명조체 12pPINT	아래아 신명조체 12pOINT	아래아 고딕체 12pOINT
인 식 륜	93.2%	94.03%	92.36%	95.15%	96.87%	93.7%



배재통

그림 16. 오인식된 문자 및 예

Fig.16. An Example of Misrecognized Character and Misrecognized Characters.

이 일어나는 경우나 문자가 붕개지는 경우로서 'ㅈ', 'ㅊ', 'ㅊ', 'ㅊ' 와 같은 복모음의 경우에는 종모음과 수모음이 서로 접촉되어 안정된 특징을 추출하기가 곤란하였으며, 둘째로 특징추출시 망눈을 적용함으로써 최종인식에서 오인식이 되는 경우로서 'ㄷ' → 'ㄷ', 'ㄴ' → 'ㄴ', 'ㄷ' → 'ㄷ' 으로 인식되는 경우가 있었고 'ㄷ' → 'ㄷ', 'ㄴ' → 'ㄴ' 로 인식되는 경우도 있었다. 첫번째 오인식의 원인은 문자의 해상도를 높여 처리하거나 후처리에 의해서 처리하는 방법을 도입하여 해결할 수 있을 것이며, 두번째 오인식의 원인은 특징추출시 고정된 망눈을 사용하였기 때문에 발생한 것으로 'ㄷ'의 꼭지점 부분이 'ㄷ'의 첫돌기와 똑같은 망눈에 포함되어 방향밀도 벡터값으로 환산된 것이며 'ㄷ'의 윗부분이나 아래부분이 망눈을 분할하는 선에 의해 나뉘어진 경우로서 자소를 포함하는 최소 사각형을 구하여 사각형내에 있는 자소의 특징을 신경망에 입력해 인식을 행하거나 상기와 같은 단점을

보강한 망눈을 적용함으로써 보완될 수 있을 것이다.

VI. 결 론

현대의 문서출판 시스템에서는 다양한 활자체를 이용하여 독자들의 가독성을 높이려고 한다. 이러한 추세에 따라 문서인식시스템에서도 이러한 다양한 활자체를 인식하지 않으면 안된다. 그러나 기존의 인식방법에서는 자소의 분할을 강제적으로 실시하여 신경망에 입력한 후 인식을 행하기 때문에 불필요한 부분이 많이 첨가되어 오인식의 원인이 되거나 자소 분할시에 흑화소만을 추적하여 자소분할을 행하기 때문에 자소간의 연결이 심하거나 모음확이 끊어진 문자 명조체의 장식선드에 의해서 자소추출이 실패하는 경우가 많았다. 또한 기존의 연구³¹⁾에서는 모음인식에 인식대상을 해당 한글형식에서 나타나는 모든 모음을 대상으로 하여 인식을 행하기 때문에 모음부분에서 많은 오인식이 발생하였고 이는 신경망의 일반화 능력만으로는 이러한 문제를 해결할 수 없다는 것을 나타낸 것이다.

본 논문에서는 안정적인 구조정보를 이용하여 문자를 세부적인 유형으로 분류하므로써 인식 대상의 수를 대폭 감소 시켰으며 각 유형의 해당영역을 신경망에 입력하여 인쇄체 한글을 인식하는 문자인식 시스템을 구현하였다.

본 논문의 문자인식률은 미지 데이터인 아래 한글 6개 세트에 대해서 평균 94%를 얻어 본 인식 시스템이 기존의 다른 시스템과 비교해 볼 때 실용적인 시스템으로서의 가능성을 보여주었고, 문서인식 시스템이나 다른 문서입력 관련 시스템에 충분히 응용될 수 있을 것이다.

앞으로 좀 더 연구해야 할 내용은 세부분류를 하기 위해 본 논문에서 추출한 안정된 구조정보외에 문자의 변형에 영향받지 않는 특징을 추출하는 연구와 망눈의 특성상 하나의 획이 둘로 갈라지거나 두 개의 획이 하나로 통합되는 경우가 있었는데 이러한 문제점을 해결하기 위해 최적의 망눈 설정에 관한 연구가 좀 더 이루어져야 한다. 또한 인식된 결과를 이용하여 후처리를 행하는 부분에 대한 문자인식과 병행하여 연구가 진행되어야 할 것이다.

참 고 문 헌

[1] 도 정 인, "한글 문서 인식 시스템의 개발", 정보과학회지 Vol.9, No.1, pp.22-32, 1991.

- [2] 조 용 주 “신경망을 이용한 문서인식 시스템의 구현 관한 연구”, 광운대학교 박사학위 논문, 1992.
- [3] 권재욱, 조성배, 김진형, “계층적 신경망을 이용한 다중 크기의 다중 활자체 한글문서 인식”, 한국 정보과학회 논문지, Vol.19, No.1, pp.69-79, 1992.
- [4] C. Sung Bae, K. Jin H. “Recognition of Large-set Printed Hangeul(Korean Scripu) by two-stage Backpropagation Neural Classifier”, Pattern Recognition, Vol.25, No.11, pp.1353-1360, 1992.
- [5] 도 정 인, “인쇄체 한글문자의 인식을 위한 자소 분리에 관한 연구”, 한국정보과학회 가을학술발표 논문집, Vol.17, No.2, pp.175-178
- [6] 이 희 숙, “한글 인쇄체 문자에 대한 모음인식 위주의 자·모음 분리”, 경북대학교 석사학위 논문, 1991.
- [7] J. K Lee, “Korean Character Display by Variable Combination and its Recognition By Decomposition method”, Ph. D. Dissertation in Keil Univ. 1972.
- [8] R. P. Lippmann, “Neural Nets for Computing”, ICASSP, Vol 1, pp.1-6, 1988.
- [9] A. Rajavelu, M. T. Musavi, M. V. Shirvaikar, “A Neural Network Approach to Character Recognition”, Neural Networks, Vol.2, pp.387-393, 1989.
- [10] K. W. Gan K. T. Lua, “Chinese Character Classification using an Adaptive Resonance Network”, Pattern Recognition, Vol.25 No.8, pp.877-882, 1992.
- [11] D. E. Rumelhart, G. E Hinton, and R. J Willianms, “Learning Internal Representations by Error Propagation”, in D. E. Rumelhart and J. L. McCell and(Eds), P. D. P. Vol.1, pp.318-362, 1986
- [12] 이일병, 이관용, “문자인식 신경회로망 연구”, 정보과학회지, Vol.10, No.2, pp.27-38, 1992.
- [13] Y. Yanashita, K. Higuchi, Y.Yamada and Y. Haga, “Classification of handprinted Kanji characters by the structured segment matching method” Pattern Recognitipn Letters, Vol.20, No. 8, pp.1103-1111, 1993.
- [14] 김우태, 윤병식, 박인규, 진성일, “인쇄체 한글 문자인식에 관한 연구”, 한국정보과학회논문지, Vol. No.8, pp.1103-1111, 1993.
- [15] 남궁 재찬, “Index Window 알고리즘에 의한 한글 Pattern의 분리와 인식에 관한 연구”, 인하 대학교 박사학위 논문, 1982.
- [16] 김 창 윤, “신경망 모델을 이용한 인쇄체 한글 문자의 인식에 관한 연구”, 광운 대학교 대학원 석사학위 논문, 1992.
- [17] 김우성, 방승양, “신경회로망을 이용한 한글 한자 혼용 문서 인식에 관한 연구”, 전자공학회 논문지, Vol.20B, No.2, pp.50-59, 1992.

張喜敦(Hee Done Jang) 정희원

1985년 2월 : 원광대학교 전자계산공학과 졸업(공학사)

1987년 2월 : 광운대학교 대학원 전자계산기공학과
졸업(공학석사)

1991년 3월 ~ 현재 : 광운대학교 대학원 전자계산기공학과
박사과정 재학중

※주관심분야 : 패턴認識, 神經回路網, 文書認識

南宮在贊(Jae Chan Namkung)정희원

1970년 2월 : 인하대학교 전기공학과 졸업(공학사)

1976년 8월 : 인하대학교 대학원 전기공학과 졸업
(공학석사)

1982년 2월 : 인하대학교 대학원 전자공학과 졸업
(공학박사)

1982년 ~ 1984년 : 일본 동북대학 객원교수

1979년 ~ 현재 : 광운대학교 컴퓨터 공학과 교수

※주관심분야 : 패턴認識, 神經回路網, 文書認識