

동적자소분할과 신경망을 이용한 인쇄체 한글 문자인식에 관한 연구

正會員 李判浩* 正會員 張喜敦* 正會員 南宮在贊*

A Study on Printed Hangeul Recongnition with Dynamic Jaso Segmentation and Neural Network

Pan Ho Lee*, Hee Done Jang*, Jae Chan Namkung*, *Regular Members*

요 약

본 논문에서는 한글의 동적자소분할 방법과 자소분할 결과 얻어진 가변분할 망눈으로부터 특징벡터를 추출해 신경망에 입력함으로써 문자를 인식하는 방법을 제안한다.

먼저, 각 문자에서 4방향 기여도와 8×8 망눈을 사용하여 256차원의 특징벡터를 구한 후, 신경망에 의해 한글을 6형식으로 분류한다. 분류된 결과를 바탕으로 모음의 통계적인 위치정보와 문자의 구조적인 정보를 이용하여 각 문자를 자소 단위로 분할한다.

분할된 자소의 크기에 따라 가변적인 크기를 갖는 망눈을 구성하고 특징벡터를 추출해 자소인식 신경망에 입력함으로써 문자인식을 행한다.

4개의 서체(3개의 서체는 학습, 1개는 인식실험), KS C 5601내의 2350자의 문자를 대상으로 실험한 결과 학습에 사용된 서체에 대해서는 97%이상, 나머지 한 서체에 대해서는 94% 이상의 인식률을 나타내 제안된 방법의 유효성을 보였다.

ABSTRACT

In this paper, we present a method for dynamic Jaso segmentation and Hangeul recognition using neural network. It uses the feature vector which is extracted from the mesh depending on the segmentation result. At first, each character is converted to 256 dimension feature vector by four direction contributivity and 8×8 mesh. And then, the character is classified into 6 class by neural network and is segmented into Jastos using the classification result the statistic vowel location information and the structural information. After Jaso segmentation, Hangeul recognition using neural network is performed. We experiment on four fonts of which three fonts are used for training the neural net and the rest is used for testing. Each font has the 2350 characters which are comprised in KS C 5601. The overall recognition rates for the training data and the testing data are 97.4% and 94.7% respectively. This result shows the effectiveness of proposed method.

* 광운대학교 전자계산기공학과
Dept. of Computer Engineering Kwangwoon University
論文番號 : 9441
接受日字 : 1994年 2月 14日

I. 서론

인간은 매우 손쉽게 문자를 인식할 수 있지만 컴퓨터를 사용하여 기존의 AI 방식으로 문자를 인식하려면 엄청나게 복잡하게 되며, 따라서 이러한 문자 인식 연구 분야는 인간의 뇌를 모델링한 신경회로망⁽¹⁾의 장점을 살릴 수 있는 전형적인 한 예이다. 이미 해외에서는 신경회로망을 사용하여 한자, 영문자, 숫자 일본의 가나문자 등을 대상으로 좋은 연구 성과가 발표되고 있는 상황이며⁽²⁾⁽³⁾, 국내에서도 인쇄체 한글 문자 인식에 신경회로망을 적용한 예가 다수 보고되고 있다⁽⁴⁾⁽⁵⁾⁽⁶⁾⁽⁷⁾⁽⁷⁾⁽⁸⁾. 그 대표적인 예는 한글 문자를 구조적 특성에 따라 몇개의 형식으로 분리한 후 각 형식내의 문자에서 자소를 강제 분할하여 자소 단위로 인식하는 계층적 신경망에 대한 연구이다⁽⁷⁾⁽⁸⁾. 하지만, 지금까지의 연구의 대부분이 대상으로 하는 문자의 수를 1,000자 내외로 하거나, 하나의 서체를 대상으로 하였으며, 자소의 생김새나 서체의 종류에 따른 분할 최적 위치의 변동을 고려하지 않고 일률적인 자소 분할을 하였다. 고정된 위치에서의 자소 분할은 인접 자소의 단편이 분리하고자 하는 자소에 포함될 수도 있고, 인식에 있어서 중요한 정보로 활용되는 자소의 일부분이 잘려 나갈 위험이 있다. 비록 신경망의 특성상 어느 정도의 일반화 능력이 있어 입력 데이터의 왜곡에도 정확한 출력을 내지만, 한글의 경우에는 아주 유사한 자소의 쌍이 많이 존재하여 아주 작은 변동에도 오인식의 발생확률이 높다. 본 논문에서는 기존 연구에서의 자소의 강제 분할에서 오는 문제점을 극복하기 위해 자소의 분할 위치를 최적으로 결정하고 가변적인 망눈에 의해 특징을 추출하여 신경망에 의해 인식하는 방법을 제안하며 그림1에 제안된 방법의 전체적인 흐름도를 나타내었다.

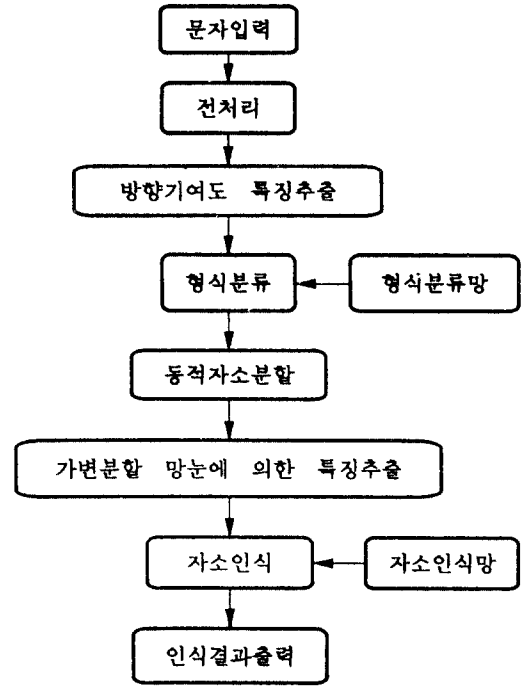


그림 1. 제안된 인식 알고리즘의 개요
Fig. 1. General Flow of Proposed Recognition Algorithm.

본 논문의 구성은 2장에서 신경망의 기본원리 및 구조, 3장에서는 특징추출 및 형식분리, 4장에서는 자소의 위치 변동과 크기의 차이등을 극복하기 위한 방안으로 자소의 동적 분리 알고리즘을 제안하고, 5장에서는 제안된 방법에 의한 실험결과와 고찰, 6장에서는 결론을 기술하였다.

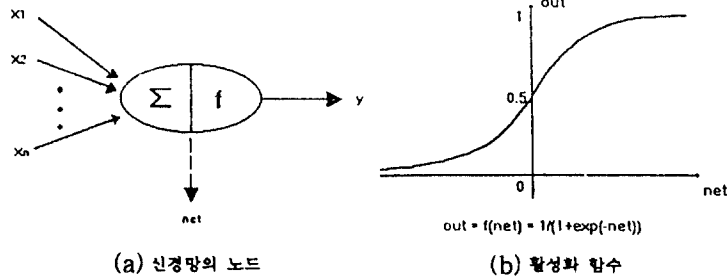


그림 2. 신경망의 노드와 활성화 함수
Fig. 2. Node and Activation Function of Neural Network.

II. 신경망의 기본 원리 및 구조

본 논문에서 사용된 신경망 모델은 다층 퍼셉트론(multi-layer perceptron)이며, 학습은 오류역 전파(back propagation) 학습 알고리즘을 사용하였다⁽¹⁾⁽¹⁰⁾.

신경 회로망에 존재하는 노드는 뇌에서 신경 세포에 해당하며 활성화 값(activation value)이라 불리우는 하나의 출력값을 계산하는 작용을 한다. 노드는 그림2(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 노드들로부터의 입력에 연결선 가중치를 곱하여 합한 후, 이 결과와 어떤 임계치를 초과 하는가를 임계치 함수 f 로 계산하여, 초과하면 그 값을 그 노드의 출력값으로 한다. 이러한 임계치 함수는 그 특성에 따라 존재할 수 있으며, 본 논문에서는 시그모이드 함수를 적용하였다.

한편 학습 알고리즘은 다음 수식과 같은 수정된 학습 알고리즘을 사용한다.

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

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, 모멘텀 상수 α 는 0.9를 사용하였다.

가각간간가각간간
장개객객장개객객

서체로써

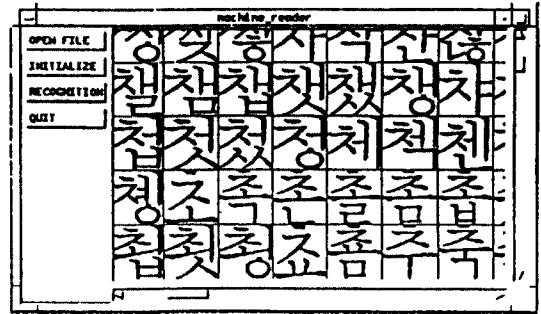
중형로써

가각간간가각간간
장개객객장개객객

비경로써

중고로써

(a) 실험에 사용된 한글 문자 영상



(b) 정규화된 데이터

그림 3. 실험에 사용된 4개의 한글 문자 영상 및 정규화된 데이터

Fig. 3. Four fonts of Hangeul character data for experiment and normalized data.

III. 특징추출 및 형식 분리

3.1 전처리

문서는 일반적으로 문자 영역과 비 문자 영역을 포함하고 있으며, 이러한 문서에서 문자를 인식하기 위해서는 복잡한 전처리 과정이 필요하지만 본 논문에서는 가장 필수적인 최소한의 전처리만 행하였다. 먼저 문서를 입력받아 문서내에서 개별 문자를 추출하기 위해 블러킹을 행하였고, 블러킹된 문자를 대상으로 다양한 크기의 문자에 대응하기 위해 정규화를 행하게 된다.

본 논문에서는 일반적인 문서에 존재하는 문자의 크기가 13급에서 28급사이인 점을 감안하여 스캐너에서 300dpi 문자밀도로 스캔하였을 때 문자의 상태가 양호하게 보존된 상태로 정규화될 수 있도록 64x64의 크기로 선형 정규화를 행하였다. 그림 3에서는 학습에 사용된 3가지 서체 및 테스트용으로 사용된 1개 서체의 문자 데이터 예와 정규화된 문자 데이터의 예를 보이고 있다.

3.2 방향 기여도(Direction contributivity)

한글은 대부분 방향성이 강한 획들로 구성되어 있지만, 자소에 따라서는 방향성이 거의 존재하지 않거나, 어느 특정 방향에만 존재한다. 기존의 신경망에 의한 한글 문자인식에 관한 연구에서는, 방향성에 대한 정보를 전혀 이용하지 않거나, 방향성에 대해서만 강조하여

어느 특정 자소('ㅇ', 'ㅁ')에 대해서 많은 오인식이 발생하는 경우가 있었다. 자소를 입력 벡터에 의해 정확하게 표현하기 위해, 본 논문에서는 정규화된 문자를 대상으로 4방향의 방향 기여도를 구하였다⁽¹¹⁾. 여기서 방향 기여도는 문자의 각 획화소에 대해서 그림 4에 보여진 것처럼 방향성 Run-length를 표현하게 된다.

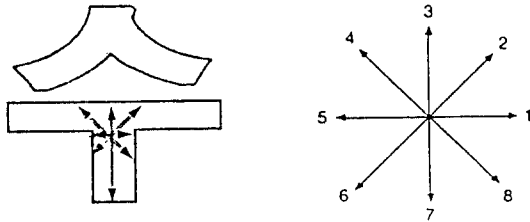


그림 4. 방향 기여도
Fig.. 4. Direction Contributivity

3.3 망 특징(Mesh Feature)

본 논문에서는 잡음이나 위치의 왜곡에 대해 대처하는 망특징을 도입하였다. 망특징은 세선화 등의 전처리 과정 없이 스캐너로 입력된 문자를 대상으로 한 특징의 인식 성능을 비교 평가한 결과, 문자인식에서 그 유효성이 입증되었다⁽¹²⁾. 일반적으로 알려진 망특징의 적용 방법은 각 망눈에서의 획화소의 수를 구해 특징으로 사용하거나, 구해진 특징값에 Walsh Hadamard 변환을 적용한 방법을 많이 사용하지만, 본 논문에서는 각 문자에 대해 크기가 8×8인 64개 망눈안에 있는 모든 획화소의 4방향 기여도를 계산하고 구해진 4방향 기여도의 각 방향별 평균을 구하여, 망눈 안에서 각 방향별 기여도의 망눈내 분포를 반영함으로써 문자의 구조적인 특징을 망특징 벡터에 포함되도록 하였다. 예를들면 하나의 망눈에서의 4방향 기여도의 평균을 MD=(d1, d2, d3, d4)라고 하면 그림 5의 망눈 n1에서는 MD1=(0.88, 0.01, 0.03, 0.02) 망눈 n2에서는 MD2=(0.01, 0.01, 0.98, 0.01)로 표현된다.

3.4 형식 분류

한글 문자는 기본적으로 방향성이 강한 획들로 구성되고, 이러한 획들이 연결되어서 자소를 형성하게 된다. 또 이러한 자소들이 조합되어서 하나의 문자를 구성하게 된다.

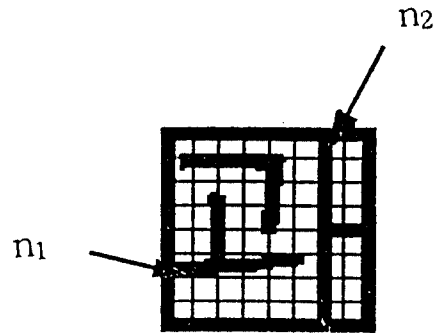


그림 5. 망 특성
Fig.. 5. Mesh feature.

한글의 6형식은 이 주근에 의해서 제안된 정의로서⁽¹³⁾, 한글의 형식을 분류함으로써 문자인식 시스템의 검색공간을 감소시켜 후속 처리가 신속하게 이루어지도록 할 뿐 만 아니라 형식에 따른 자·모음의 위치등을 알 수 있어 인식시에 유용한 정보로 활용할 수 있다. 그림 6에 한글의 6형식을 나타내고 있다.

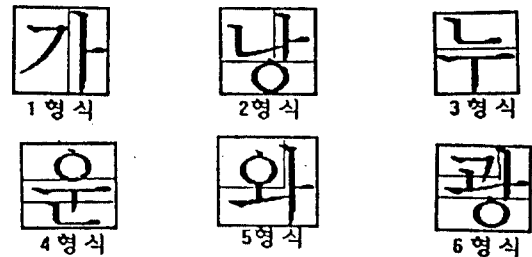


그림 6. 한글의 6형식
Fig.. 6. 6 Class of Hangeul

본 논문에서 대상으로한 KS C 5601에 의해 정의된 2350자의 문자중 각 형식별 문자수를 표1에서 보여주고 있다. 표 1에서 알 수 있듯이 2형식 문자의 수는 전체 문자수의 절반에 가깝고, 3형식 문자의 경우는 91자에 지나지 않아 전체 3.87%정도 밖에 안된다.

본 논문의 형식분류대상은 2350자중(KS C 5601), 4개의 서체(세명조, 중명조, 태명조, 중고딕)에 대해 실험을 하였다. 4개의 서체중 3개의 서체(세명조, 중명조,

표 1. KS 5601내의 각 형식별 분포

Table 1. The No. 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%

중고딕)는 특징을 추출하고, 추출된 특징의 평균을 내어 신경망의 학습에 사용하였다. 각각의 문자는 64 × 64픽스로 정규화 하고, 정규화된 문자에 대해 8 × 8의 망눈을 적용하여 각 망눈내에서의 4방향 기여도를 구해 256차원의 특징 벡터를 추출한다.

추출된 특징벡터는 신경망에 입력되어 학습률 0.3과 모멘텀 상수값 0.9를 사용해 학습을 행하고 학습이 끝난 후 학습된 가중치를 이용하여 형식분류를 행한다.

형식 분류 신경망에 의한 형식의 분류는 각 형식을 대표하는 출력 노드를 설정해 놓고 한 문자의 특징 벡터를 입력하였을때 가장 큰 출력을 내는 노드에 의해 대표되는 형식을 그 문자의 형식으로 분류하였다.

IV. 자소의 동적분할및 문자인식

4.1 기존 연구의 문제점

대부분의 문자 분리 연구는 한글의 형식별 특성을 이용하여 자소 간의 연결 여부를 결정 한 후 '획 추적'(stroke tracing)을 하여 자소의 연결 위치를 찾아내서 분리를 수행하는 방법과⁽¹⁵⁾, 형식별로 자소를 충분히 포함할 수 있는 영역을 선택하여 강제로 분할하는 방법⁽⁴⁾⁽⁵⁾⁽⁶⁾⁽⁷⁾⁽¹⁴⁾이 있다.

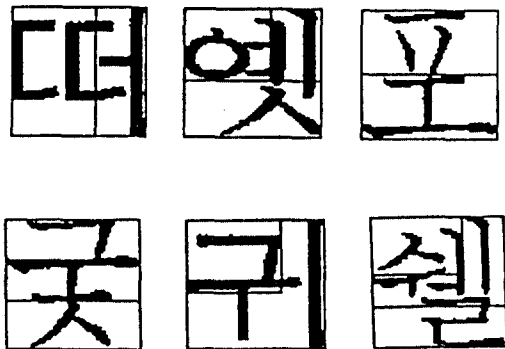


그림 7. 고정분할의 문제점
Fig.. 7. Problem of Fixed Position Segmentation.

첫번째 방법에서는 자소를 정확하게 분리할 수 있는 반면 많은 시간과 분할 알고리즘이 복잡한 단점이 있다. 두번째 방법은 인접 자소의 단편이 분리하고자 하는 자소에 포함될 수도 있고, 인식에 있어서 중요한 정보로 활용되는 자소의 일부분이 잘려 나갈 위험이 있다. 그림 7은 기존의 연구⁽⁶⁾에서의 자소 분할 방법에 따라 자소를 분할 하였을 때의 문제점을 보여주고 있다.

4.2 동적 자소분리

본 논문에서는 위 연구의 단점들을 극복하고 신경망과 결합해서 사용하기 적당한 자소 분할 알고리즘을 제안하였다. 간단한 규칙과 다양한 서체에서 통계적으로 구해진 조사 영역과 분할 영역을 정의해서, 각 형식별 문자에서의 모음의 위치와 특성을 이용하여 자소를 분할하였다. 자소를 동적으로 분할하기 위해서 한글의 구조적인 특성을 이용하는데 한글의 구조적인 특성을 정리하면 표2와 같고 구체적인 예는 그림 8에 보였다.

표 2. 한글의 구조적인 특성

Table. Structurel Feature of Hangeul.

특성 1	한글의 1, 2, 5, 6형식은 2개 이하의 기둥을 갖고 있으며, 기둥이 2개일때는 중성의 영역이 상대적으로 커진다.
특성 2	수직모음의 경우 중성의 유무에 따라 크기의 변화가 있다.
특성 3	자소간에는 투영연결이 존재한다.
특성 4	3, 4, 5, 6형식에서 수평모음을 구성하는 획소가 문자의 가장 앞쪽에 있다.
특성 5	수평모음은 중성의 유무에 따라 위치 변화가 크다.
특성 6	수평모음의 아래에 짧은 기둥이 존재하면 중성과 초성 사이의 연결은 고려하지 않는다.
특성 7	명조체의 경우 수직 모음의 첫들기로 인해 인접 자소와 투영 연결이 존재한다.
특성 8	5, 6형식의 수평모음인 이음보는 비스듬하게 존재할 수 있다.

위에서 정리한 한글의 특성에 의해서 분할 후보위치를 결정할 수 있으며, 결정된 분할후보영역에 대해 다음과 같이 정의한 분할위치 결정 규칙을 적용하여 분할을 하게 된다. 분할에 대한 일반적인 규칙은 표3과 같고 여기에서 H(a)는 특정위치 a에 있어서의 히스토

그램 값이며 θ 는 임계값을 나타내고, SW(Stroke Width)는 문자를 구성하는 획의 두께를 나타내며, L 는 문자의 형식과 적용하는 영역에 따라 변동될 수 있는 수, CP(Cutting Point)는 분할위치를 나타낸다.

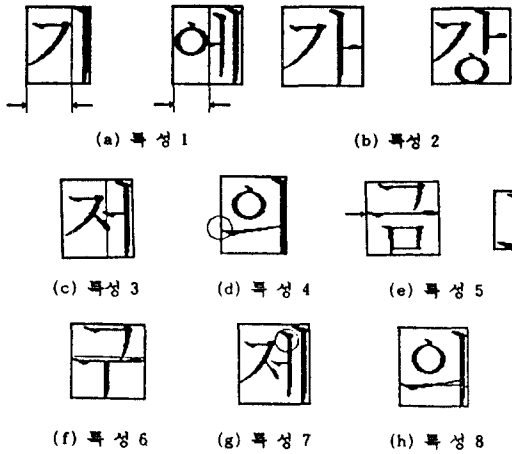


그림 8. 각 특성에 대한 예
Fig. 8. Examples of each Characteristics.

또한 그림 9에서는 각 분할 조건의 예를 보였다.

표 3. 분할에 대한 일반적인 규칙
Table 3. General Rule for Segmentation.

<p>condition 1 : $H(a) < \theta$, condition 2 : $\angle H(a) > L \cdot SW$ if (condition1 \vee condition2 True) then CP = a</p>

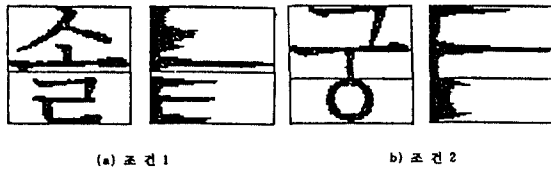


그림 9. 분할 조건
Fig. 9. Condition of Segmentation

경우에 따라서는 표3의 규칙에 대입하지 않고 한글의 구조적 특성상 바로 분할이 가능한 예도 있다. 그러한 예를 우선분할조건이라 정의하고 표4와 같은 우선 분할 조건을 만족하며 그 예는 그림 10과 같다.

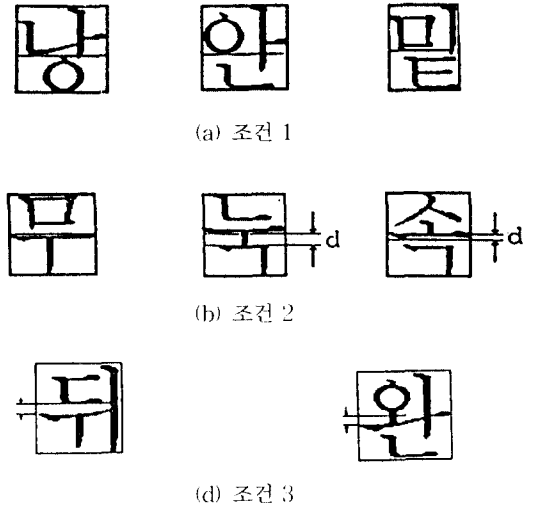


그림 10. 우선 분할조건의 예
Fig. 10. Example of Priority Segmentation Conditions.

표 4. 우선 분할조건
Table 4. Contition of Priority Segmentation.

<p>조건 1 한글의 특성 4를 이용해 2형식 문자에서 중성자음과 초성, 중성의 분할 위치는 초성에 나, 다, 리, 마, 바, 오, 표이 존재할 때 초성 바로 아래를 분할한다</p> <p>조건 2 3, 4형식 같이 수평모음 보가 존재하고 그 아래 문자 평균획의 2배 이상인 짧은 기둥이 존재하면 초성과 중성 사이는 한글의 구조적 특성상 수평모음 보에서의 짧은 기둥이 보의 상단에 존재할 수 없으므로 수평모음 바로 위 부분에서 분할 한다.</p> <p>조건 3 특성 8과 같이 5, 6형식의 이음보의 앞부분은 뒷부분에 비해 아래쪽으로 치우쳐 있다. 따라서 이음보의 시작위치에서 이음보의 상단 만큼(본 논문에서는 임의의 값 d로 정함)을 분할 위치로 정해 초성과 이음보를 분할 한다.</p>
--

다음은 각 형식별 문자의 자소분리에 대해 살펴보자. 1형식은 앞에서 정의한 바와 같이 수직 보음과 초성으로 이루어진 문자이다. 1형식에서는 특성을 고려하여 분할을 해야 한다. 그림 11은 1형식에서의 분할후 보영역, 안기둥의 조사 영역과 분할 순서를 보여 주고 있으며 그림 12는 분할 예를 보이고 있다.

2형식 문자들은 초성 자음, 중성 모음과 종성 자음으로 구성되어 있으며 초성과 중성의 분리는 조사영역만 달리해서 1형식과 동일하게 표 3에서 정의된 일반적인 규칙에 의해서 수행한다. 초·중성과 종성의 분리는 우선분할 조건 1의 해당 여부를 조사한 뒤 그림 13에 것처럼 분할 후보영역을 결정하고 분할을 하게 된다. 그러나 초·중성과 종성의 분리는 우선분할 조건 1을 이용할 수 있는 것도 있지만, 그렇지 못한 경우(ㄱ, ㅅ, ㅈ, ㅊ)도 있다 이런 경우 분할은 종성 ㅅ, ㅎ 등의 꼭지점을 고려하여 분할 후보영역을 H2에서 H1으로 상향 조정하여 분할에 대한 일반적인 규칙을 적용하여 분할하게 된다. 그림 14에서는 2형식 문자에서 초, 중성과 종성 사이의 자소 분할 결과를 보여주고 있다.

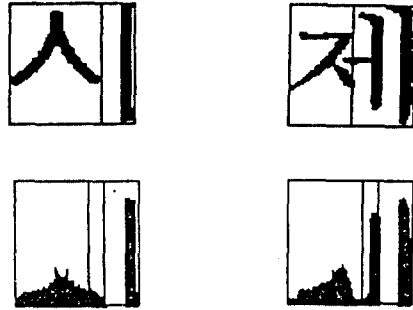


그림 12. 1형식 문자의 분할 예
Fig. 12. Example of Class 1 Characters Segmentation.

3형식은 초성자음과 중성인 수평모음으로 구성된 문자이다. 분할하기 위해서 먼저 우선 분할조건 2의 해

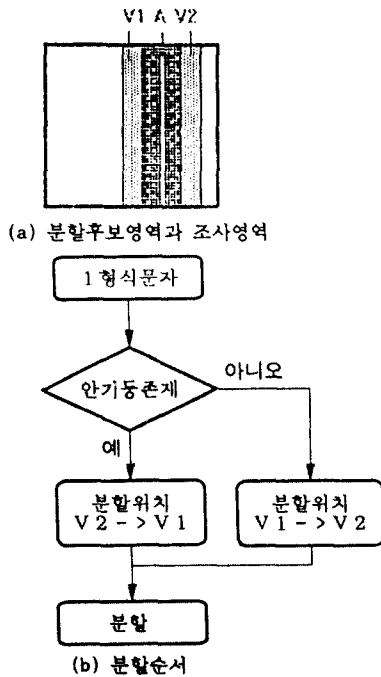


그림 11. 1형식 문자의 분할
Fig. 11. Segmentation of Class 1 Character.

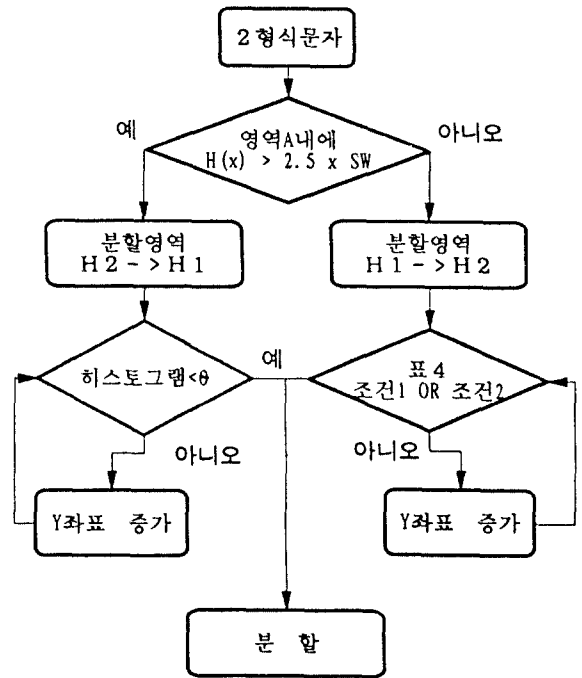


그림 13. 2형식 문자의 분할
Fig. 13. Segmentation of Class 2 Character.

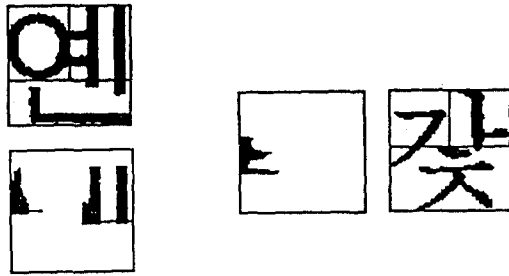


그림 14. 2형식 문자의 자소분할 예
Fig. 14. Example of Class 2 Character Segmentation.

당 여부를 조사한다. 조사하는 방법은 표 2에서 정리된 한글의 구조적 특성4를 이용하여 문자의 가장 왼쪽(조사 위치 A)에서 위에서 아래로, 아래에서 위로 스캔하면서 가장 먼저 만나는 흑화소를 찾아 그 위치를 기준으로 해서 수평모음의 존재 영역으로 하는 것이다. 수평모음의 위치가 최하단에 존재하지 않을 때는 우선 분할조건 2에 해당되는 것으로 간주하고 수평모음 바로 위에서 분할을 하며, 수평모음이 최하단에 존재하는 경우는 분할 규칙을 적용하여 분할 하였다. 그림 15에서 3형식 문자의 분할 과정에 대해서 보여 주고 있으며 그림 16에 그 예를 나타내었다.

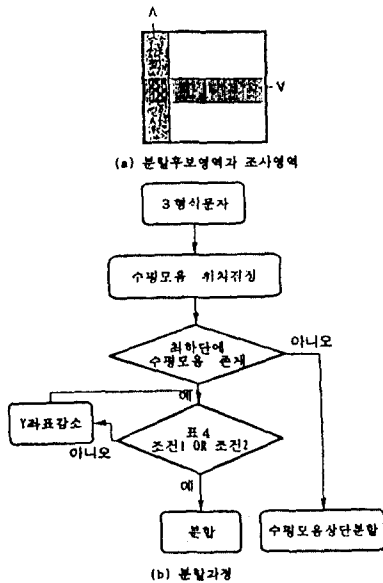


그림 15. 3형식 문자의 분할
Fig. 15. Segmentation of Class 3 Character.



그림 16. 3형식 문자의 자소분할 예
Fig. 16. Example of Class 3 Character Segmentation.

4형식 문자는 가운데 긴 보를 중심으로 상하에 초성과 종성을 갖고 있는 문자이다. 4형식 문자의 자소 분할 과정은 그림 17에서와 같이 먼저 긴 보를 찾는 것부터 시작한다. 긴 보의 위치를 알아내기 위해서는 3형식에서와 같이 표 2의 특성 4를 이용한다. 수평모음을 조사한 후 중성과 종성을 분할하여 우선 분할조건 2에 해당되는지를 조사한다. 우선 분할조건 2에 해당되지 않으면 수평모음의 상단을 시작 위치로 하여 일반 규칙을 이용하여 초성과 종성의 분할을 한다.

그림 17에 분할 순서를 나타내었고 그림 18에 그 예를 나타내었다.

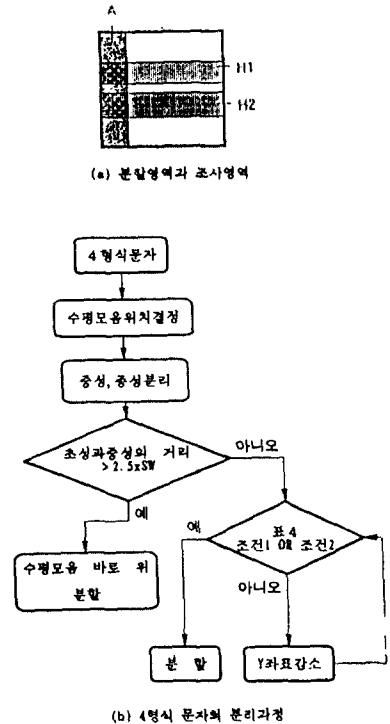


그림 17. 4형식 문자의 분할과정
Fig. 17. Segmentation of Class 4 Character.

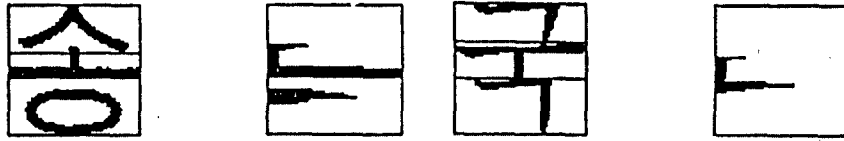


그림 18. 4형식 문자의 분할 예

Fig 18. Example of Class 4 Character Segmentation

5형식 문자를 구성하는 모음은 기둥과 보, 두 형태를 모두 갖추고 있으므로 가로와 세로로 1회씩 분할을 해야 한다. 초성과 수직 모음의 분리는 주어진 영역에서 1형식과 같은 알고리즘을 적용하여 분할하게 된다. 초성과 이음보의 분리는 먼저, 3형식과 4형식에서와 같이 특성4를 이용하여 모음의 위치를 구한다. 모음의 위치를 구한 뒤 우선 분할조건 3에서와 같이 모음의 시작 위치에서 이음보가 끝나는 위치에서 초성과 이음보의 분할을 한다. 그림 19와 그림 20에 분할과정과 분할 예를 각각 나타내었다.

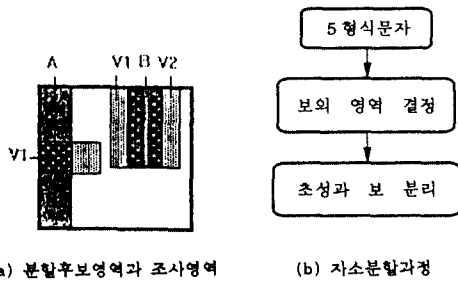


그림 19. 5형식 문자의 자소분할
Fig. 19. Segmentation of Class 5 Character.

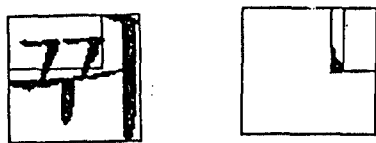


그림 20. 5형식 문자의 자소 분할 예
Fig. 20. Example of Class 5 Character Segmentation.

6형식 문자를 분할 할 때는 먼저 이음보의 대략적인 위치를 5형식에서와 같은 방법으로 찾아낸뒤, 일반식을 적용하여 모음영역과 받침 영역을 분리하는 방법을 택 하였다. 수직 분할의 경우는 2형식 문자에서 분할하는 방법을 적용하였다. 그림 21에서는 분할된 6형식 문자를 보여주고 있다.

그림 21과 그림 22에 분할과정과 분할 예를 나타내었다.

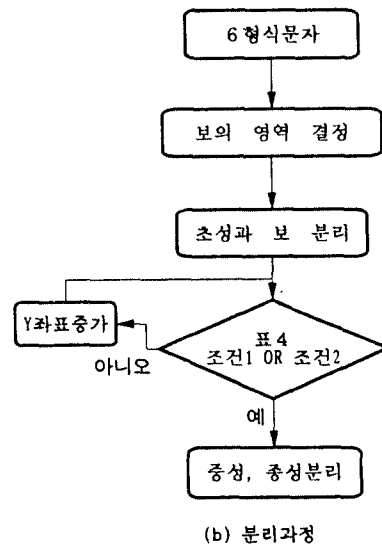
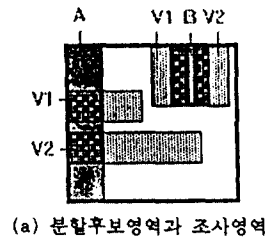


그림 21. 6형식 문자의 자소 분할
Fig. 21. Segmentation of Class 6 Character.

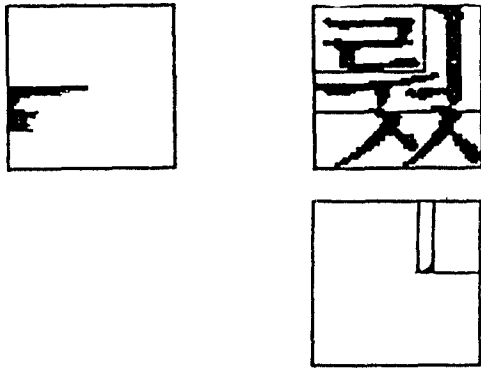


그림 22. 6형식 문자의 자소분할 예
Fig. 22. Example of Class 6 Character Segmentation.

4.3 문자인식 신경망

문자인식 신경망은 각 형식별로 종성의 유무에 따라 2~3개의 자소인식 신경망으로 구성되어 모두 15개의 신경망이 존재한다. 신경망의 입력으로 사용되는 특징 벡터는 동적으로 분리된 자소가 같은 형식이거나 문자에 따라 그 분할된 영역의 크기가 차이가 있어도, 신경망의 입력 차원수는 항상 일정해야 되기 때문에 망눈의 차원이 64인 형식 분류 신경망에서처럼 망눈크기가 8*8과 같이 일정한 크기로 할 수 없다. 따라서 입력되는 특징벡터의 차원수를 일정하게 하기 위해 분리된 자소의 영역에 따라 표 5에 나타난 각 형식별 망눈의 차원을 갖도록 망눈의 크기를 가변적으로 설정하였다. 경우에 따라서는 같은 서체, 같은 형식, 같은 자소를 갖는 문자 사이에서도 자소 자체의 크기가 다른 경우도 있을 수 있으므로 망눈의 크기를 가변적으로 설정하는 것에 의해 어느 정도의 정규화 효과도 기대할 수 있을 것이다.

그림 23은 1형식 문장에 대한 예로서 초성부분의 망눈이 48차원을 갖는 가변크기 망눈의 예를 보여주고 있다.

표 5. 망눈의 차원
Table 5. Dimension of mesh.

구 분	형식 분류	1형식		2형식			3형식		
		초성	중성	초성	중성	종성	초성	중성	
망눈의 차원	64	42	32	30	20	32	48	40	
구 분		4형식		5형식		6형식			
		초성	중성	종	중성	중성	초성	중성	
망눈의 차원		32	32	32	30	52	28	40	40

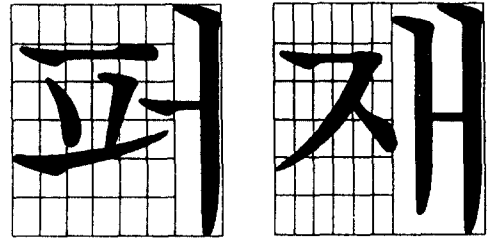


그림 23. 가변 크기의 망눈
Fig. 23. Mesh of variable Size.

본 논문에서 사용한 신경망의 크기는 문자인식시에 필요한 메모리의 양과 학습, 인식에 소요되는 계산량 및 시간에 큰 영향을 미치지 않기 때문에 인식효율에 영향을 주지 않는 한 신경망의 크기를 작게 구성할 필요가 있다. 이때 각 신경망은 문자패턴에서 입력시킬 부분과 출력될 형식에 따라 자소의 수가 정해지므로 입력노드의 수와 출력노드의 수는 고정된 값을 갖게된다. 그러므로 학습을 진행하면서 중간노드의 수를 수렴이 되는 최소한의 수로 결정해야 하기 때문에 많은 실험과 학습시간이 소요된다. 표 6에서는 각 형식별 신경망의 크기를 보여주고 있다.

표 6. 신경망의 크기
Table 6. Size of Neural Network.

구분	형식	1형식		2형식			3형식		
		초성	중성	초성	중성	종성	초성	중성	
입력	256	168	128	120	80	128	192	160	
중간	25	21	15	25	18	25	9	17	
출력	6	19	9	19	9	25	19	5	
구분		4형식		5형식		6형식			
		초성	중성	중성	초성	중성	초성	중성	종성
입력 노드		128	128	128	120	80	96	128	128
중간 노드		19	40	17	25	18	19	17	18
출력 노드		19	5	23	19	9	18	7	9

본 논문에서 사용한 각 자소인식 신경망의 출력노드는 각각 하나의 자소를 대표하고 있으며, 각 분할 영역

에서 특징을 추출하여 신경망에 입력하였을 때 출력이 가장 큰 값을 갖는 노드에 의해서 대표되는 자소들을 조합한 문자를 인식된 결과로 하였다.

V. 실험결과 및 고찰

5.1 실험 환경

본 논문에서는 SUN SPARC 2 워크스테이션(28 MIPS)에서 C언어와 X-Window상에서 OSF/Motif를 사용하여 학습 및 인식 실험을 하였다. 문서 화상은 HP ScanJet II 스캐너를 사용하여 300dpi의 해상도로 입력 받았다. 사용된 문자인식 대상은 세명조, 중고딕, 중명조, 태명조로, 앞의 세가지 서체는 자주 사용되는 서체이기 때문에 실용적인 문자 인식시스템을 구현하기 위해 특징을 추출하여, 평균을 내어 학습에 사용하였고 태명조체는 미지 데이터로 사용하였다.

5.2 인식실험

인식실험은 크게 형식 분류 신경망에 의한 형식분류와 자소인식 신경망에 의한 자소인식으로 나뉘어진다.

형식 분류는 학습에 사용한 세명조체, 중명조체, 중고딕체로 실험하였을 때 99.8%, 미지 데이터인 태명조체에 대해서 실험해본 결과 형식 분류율은 98.9%로 나타났다. 형식분류의 오류는 주로 2형식과 6형식 사이에서 발생하였다. 오분류된 원인을 고찰해 보면, 오분류 문자의 예에서도 알 수 있듯이 초성 자소의 아래 부분에 긴 이음보와 비슷한 가로 줄기가 존재함에 따라 오분류가 일어날 수 있음을 추정할 수 있다.

표 7에서는 오분류된 문자의 예를 보여주고 있다.

표 7. 오분류된 문자의 예

Table 7. Misclassified Characters.

형 식	오분류된 문자
1	폐 → 5형식
2	팔, 팔, 펜, 핵 → 6형식
5	괴 → 1형식

자소인식은 4개의 서체에 대해 실험을 행하였고, 인식된 결과의 예를 그림24에서 보여주고 있으며, 각 자소별 인식률 및 전체인식률은 표8에 나타내었다. 표 8에서 초성, 중성, 종성에 대한 인식률은 각각 문자형식의 구분없이 초성에 나타날 수 있는 모든 자소, 중성에 나

타날 수 있는 모든 자소, 종성에 나타날 수 있는 모든 자소에 대한 평균 인식률이며 전체 인식률은 각 자소의 조합결과에 의해서 출력되는 결과에 대한 인식률을 나타낸다. 따라서 전체인식률이 각 자소의 평균 인식률 보다 높게 나와 있다. 또한 결과를 분석해 보면 초성과 중성의 평균 인식률은 상대적으로 높은 반면 중성(모음)의 평균 인식률은 저조한 것을 보여주고 있다. 이러한 결과가 초래되는 원인은 모음의 경우 긴 보나 기둥에서 돌출된 상대적으로 작은 짧은 기둥과 결합기에 의해 모음을 인식해야 하기 때문에 분별력이 저하되어 오인식의 확률이 높아진다.

표 8. 인식률
Table 8. Recognition rate.

구 분	초 성	중 성	종 성	전 체
중명조	98.3%	96.7%	99.1%	98.1%
세명조	97.8%	96.4%	98.8%	97.9%
중고딕	96.1%	95.9%	97.3%	96.1%
태명조	96.5%	94.6%	95.5%	94.7%

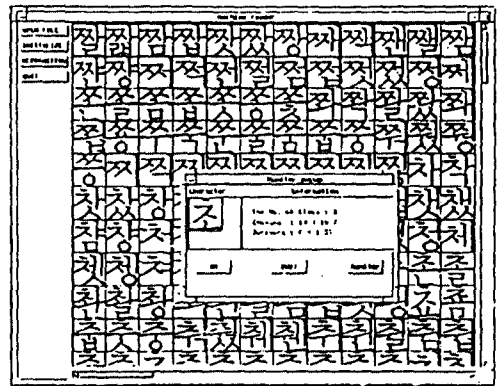


그림 24. 인식된 문자의 예

Fig. 24. Example of Recognized Character

제한된 방법의 인식된 결과에 대해 살펴보면 한글의 유사성으로 인해 자소의 오인식이 많이 발생하던 |→ ㄱ, ㄱ→ ㅋ, ㅋ→ ㆁ, ㆁ→ ㄱ의 오인식을 대폭적으로 감소시켰다. 또한 3형식 모음인 경우 초성이 'ㄱ', 'ㅋ'인 경우 'ㅇ'가 'ㅇ'로 인식된 몇글자를 제외하고는 대부분 인식하였으며, 5, 6형식 문자에서는 'ㄴ'와

‘ㄴ’, ‘ㄱ’와 ‘ㄴ’사이의 오인식을 줄였다. 기존의 연구에서는 각 형식내에서 자소를 충분히 포함할 수 있는 영역으로 자소를 분할하였기 때문에 ‘며’→‘더’, ‘땃’→‘맛’, ‘버’→‘터’ 등의 오인식 유형이 존재할 수 있었지만 본 논문에서는 동적자소 분할 알고리즘을 적용하여 자소분할에 정확성을 기해 오인식을 감소시켰다. 또한 방향 기여도를 사용하여 자소를 형태를 정확하게 표현할 수 있어 ‘ㅇ’↔‘ㅁ’, ‘ㅎ’↔‘ㅅ’ 유형의 오인식을 감소시켰다.

또한 오인식의 원인을 자소별로 몇가지 유형으로 나누어 생각할 수 있다. 첫째로 망 특징의 특성상 발생하는 문제라고 생각할 수 있다. 오인식이 자주 발생하는 자소 중 ‘ㅁ’→‘ㅁ’와 같은 유형은 두 망눈에 의해 ‘결 줄기’ 분리되어 ‘쌍 결줄기’와 유사한 입력 벡터를 형성하게 된다. 또한 ㅅ→ㅅ, ㅌ→ㄷ 등의 오인식은 ㅅ의 꼭지점 부분이 ㅅ의 윗부분과 같은 망눈안에 있게 되어 ㅅ과 ㅅ, ㅌ과 ㄷ의 구별이 어렵기 때문에 발생할 수 있는 문제이다. 두번째 유형으로는 자소의 일부만이 입력될 때 잘려 나가거나 잡영이 첨가됨으로 인해 오인식이 발생할 수 있다. 마지막으로 그림 25에서도 볼 수 있듯이 수직 모음이고 초성이 ‘ㅁ’인 경우는 초성임에도 불구하고 안기둥과 같은 형태의 획을 갖고 있어 오분리가 일어나 오인식 되었을 가능성이 있으며 분리된 영역을 보면 모음의 ‘ㅁ’ 유사한 것을 볼 수 있다.

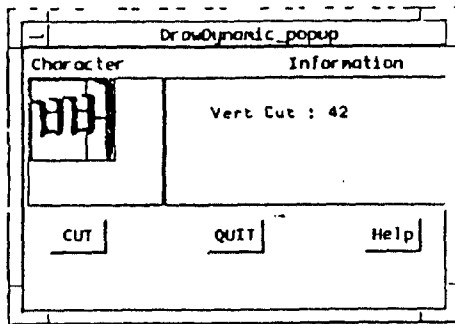


그림 25. 잘못 분할된 문자의 예
Fig. 25. Incorrectly Segmented Character.

본 논문에서 제안한 방법에 의하여 문자를 인식하면 정확성을 기할 수 있는 반면 자소의 분할 최적위치를 조사해야 하므로 다른 시스템에 비해 조사시간을 필요로 한다는 단점이 있다. 표 9에서는 각 형식별 평균분할 시간을 보여주고 있다.

표 9에서 나타난 바와 같이 제안된 방법을 적용하여 자소를 분할하면 문자 형식의 복잡도 따라 분할 시간에 차이가 있음을 알 수 있다. 3형식과 같이 간단한 조사만으로 분할 위치를 정할 수 있는 문자는 인식속도에 아주 적은 영향을 주지만 6형식 문자인 경우에는 조사영역이 상대적으로 많아 인식속도에 많은 영향을 줄 수 있다. 또한 동일한 서체의 문자라도 문자획의 굵기가 다양하게 변화되어 인식률이 떨어지는 경우가 있는데 이러한 사항에 대한 연구도 추후 좀 더 세밀하게 이루어져야 할 것이다.

표 9. 평균 분할 시간

Table 9. Average segmentation time.

구 분	1형식	2형식	3형식	4형식	5형식	6형식
소요시간(초)	0.03	0.07	0.01	0.03	0.04	0.11

VI. 결론

본 논문에서는 동적 자소 분할 알고리즘과 자소 분할 결과 얻어진 가변분할 망눈으로부터 특징벡터를 추출해 이를 신경망의 입력으로 하는 문자인식 방법을 제안하였다. 제안된 방법에 의한 한글 인식 방법은 기존의 방법에 비해 인식의 정확성을 기할 수 있는 반면 자소의 분할 위치를 조사해야 하기 때문에 인식시 필요한 처리 시간이 길어지는 단점이 있다. 하지만 한글과 같이 문자의 수가 많으면서도 유사 문자가 많은 문자를 인식하기 위해서는 반드시 필요한 단계라 할 수 있다. 실험에서 학습된 서체를 대상으로 하여 인식을 행한 결과, 학습된 3가지 서체에 대해서는 평균적으로 97.4%이상의 인식률을 보이며 학습되지 않은 1가지 서체에 대해서는 94.7%의 인식률을 보여 제안된 방법이 문자인식에 있어 유효함을 나타내었다. 따라서 본 논문에서 제안된 방법의 분할 최적 위치 조사시에 필요한 시간을 줄일 수 있다면 문자 인식 실용화 시스템에도 적용이 가능할 것이다.

앞으로의 좀 더 연구 해야할 분야는 본 논문에서는 기본적으로 망 특징과 신경망만을 사용하였기 때문에, 모음부분의 인식에 저조한 성능을 나타내었다. 이 문제의 해결 방안으로, 망 특징을 사용할 때 발생하는 문제를 극복하기 위한 새로운 특징 추출 방법이 필요하며 문맥적인 지식과 단어 사전등을 이용한 후처리부를 부가 한다면 보다 안정된 인식률을 얻을 수 있을 것이다.

참 고 문 헌

1. R. P. Lippmann, "Neural Nets for Computing", ICASSP, Vol.1, pp.1-6, 1988.
2. A. Rajavelu, M.T. Musavi, M.V.Shirvaikar, "A Neural Network Approach to Character Recognition", Neural Networks, Vol.2, pp.387-393, 1989.
3. K. W. Gan, K. T. Lua, "Chinese Character Classification using an Adaptive Resonance Network", Pattern Recognition, Vol.25, No.8, pp.877-882, 1992.
4. C. Sung Bae, K. Jin H., "Recognition of Large-set Printed Hangul(Korean Script) by two-stage Backpropagation Neural Classifier", Pattern Recognition, Vol.25, No.11, pp.1353-1360, 1992.
5. 권재욱, 조성배, 김진형, "계층적 신경망을 이용한 다중 크기의 다중 활자체 한글문서 인식", 한국 정보과학회 논문지, Vol.19, No., pp.69-79, 1992.
6. 김창윤, "신경망 모델을 이용한 인쇄체 한글 문자의 인식에 관한 연구", 광운 대학교 대학원 석사학위 논문, 1992.
7. 김우성, 방승양, "신경회로망을 이용한 한글 한자 혼용 문서 인식에 관한 연구", 전자공학회 논문지, Vol.29B, No.2, pp50-59, 1992.
8. 이일병, 이관용, "문자인식 신경회로망 연구", 정보과학회지, Vol.10, No.2, pp.27-38, 1992.
9. J. K. Lee, "Korean Character Display by Variable Combination and its Recognition By Decomposition method", Ph. D. Dissertation in Keio Univ. 1972.
10. D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, and R. J. Williams, "Learning Internal Representations by Error Propagation", in D. E. Rumelhart and J. L. McClelland(Eds), P.D.P., Vol.1, pp.318-362, 1986.
11. 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, pp.475-479, 1983.
12. 김우태, 윤병식, 박인규, 진성일, "인쇄체 한글 문자 인식을 위한 특징성능의 비교" 한국정보과학회 논문지, Vol.20, No.8, pp.1103-1111, 1993.
13. 전종익, 조용주, 남궁재찬, "한글 Shape 문자 Pattern에서의 구조적 정보를 이용한 형식분류와 인식에 관한 연구", 한국통신학회 논문지, Vol.16, No.2, pp.180-195, 1991.
14. 남궁 재찬, "Index Window 알고리즘에 의한 한글 Pattern의 분리와 인식에 관한 연구", 인하대학교 박사학위 논문, 1982.
15. 도정인, "한글 문서 인식 시스템의 개발", 정보과학회지 Vol.9, No.1, pp.22-32, 1991.

李 判 浩 (Pan Ho Lee) 정희원
 1992년 2월 : 光云大學校 電子界算
 機工學科 卒業 (工學士)
 1994년 2월 : 光云大學校 大學院 電子計算機工學科 卒業
 (工學碩士)
 1994년 3월 ~ 現在 : 大宇通信 N/W 研究部 在職中
 ※주관심분야 : 패턴認識, 神經回路網, 文書認識

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 전자계산기공학
 과 박사과정 재학중
 ※주관심분야 : 패턴認識, 神經回路網, 文書認識

南宮在贊(Jae Chan Namkung)정회원

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