

형식별 블럭분할에 기초한 다중신경망과 퍼지추론에 의한 한글 형식분류

Classification of Korean Character Type using Multi Neural Network and Fuzzy Inference based on Block Partition for Each Type

편 석 범*, 박 종 안**

(Seok Beom Pyeon*, Jong An Park**)

요 약

본 논문에서는 형식별 블럭분할에 기초한 다중신경망과 퍼지추론에 의한 한글 형식분류에 대해 연구하였다. 효과적인 자모분류를 위해 입력문자에 대해서 한글의 각 형식을 구성하는 자모의 영역으로 분할하는 블럭분할방법을 제안하였으며, 분할된 블럭이 형식에 따라 적응적으로 변화할 수 있도록 하였다. 또한 분류율의 향상을 위해 전체신경망과 부분신경망으로 이루어진 다중신경망을 구성하였으며, 퍼지추론에 의해 한글 형식을 판정하였다.

비교, 실험을 통하여 제안된 방법의 타당성을 검증하였으며, 92.6%의 분류율을 나타내므로서 유효성을 확인하였다.

ABSTRACT

In this paper, the classification of Korean character type using multi neural network and fuzzy inference based on block partition is studied. For the effective classification of a consonant and a vowel, block partition method which divide the region of a consonant and a vowel for each type in the character is proposed. And the partitioned block can be changed according to the each type adaptively. For the improvement of classification rate, the multi neural network with a whole and a part neural network is consisted, and the character type by using fuzzy inference is decided. To verify the validity of the proposed method, computer simulation is accomplished, and from the classification rate 92.6%, the effectivity of the method is confirmed.

I. 서 론

한글인식에 있어서 가장 중요한 요소는 한글의 기

호학적 특성으로 인한 위상차에 의해 기호나 의미가 달라지게 된다는 것이다. 이러한 한글의 위상적 성질은 한글 인식구조를 결정하는데 중요한 특징이 된다. 지금까지의 한글인식에 관한 연구는 통계적 방법과 구문적 방법으로 대별될 수 있고 각각 장단점을 가지고 있다.^[1,2]

통계적 방법은 문장의 변형에 강한 반면 문자 구별

* 동신전문대학 전자과
Dept. of Elec. Eng., Dongsin Junior College

** 조선대학교 전자공학과
Dept. of Elec. Eng., Choson University

접수일자 : 1994년 3월 7일

을 용이하게 하는 특징량의 선정이 어렵고 인식대상 문자의 수가 증가할수록 처리시간이 길어지는 단점이 있다.

구문론적 방법은 자소에 대한 구조적인 정보를 이용하므로서 입력변형이나 글자체의 변화에 무관한 인식이 가능하여 가소단위의 한글인식에 많이 적용되고 있다. 그러나 자획추출이 어렵고 자소간의 접촉 유무에 따른 오인식이 심한 단점이 있다. 특히 자소단위의 한글인식을 위해서는 자모의 분리가 필수적이거나 필기체인 경우 한글의 특성상 필기습관에 따라 자소위치의 변동이 심하고, 자모의 접촉 및 분리가 다양하게 나타나므로서 자모분리가 용이하지 않게 된다.^[3]

또한 한글인식에 있어서 한글의 위상특성에 따라 몇개의 형식으로 나누면 나누어진 형식중에서의 인식은 상대적으로 쉽기 때문에 먼저 형식분류를 한다음, 형식분류 정보를 이용한 인식이 효과적이라 할 수 있다.^[4]

본 연구는 효과적인 한글인식을 위한 전단계로서 인식을 위한 처리시간 단축과 인식을 향상을 도모할 수 있는 한글 형식분류에 관한 연구로서, 형식분류시

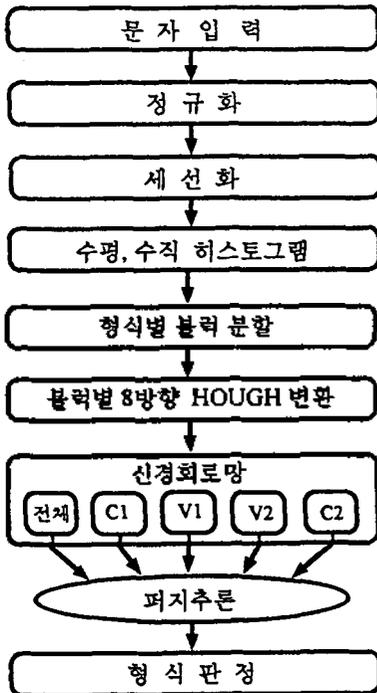


그림 1. 전체과정도

자소의 접촉유무 및 복잡도에 무관한 효과적인 분류 방법을 제안한다. 제안된 분류방법은, 한글은 위상적 특성에 의해 초성자음(C₁), 수직모음(V₁), 수평모음(V₂), 종성자음(C₂)의 조합에 따라 6가지 형식으로 구성되고, 구성된 C₁, V₁, V₂, C₂의 구별에 의해 형식판정이 이루어질 수 있다는 점에 착안하여, 입력문자를 C₁, V₁, V₂, C₂의 영역으로 분할하는 블럭분할 방법을 도입하였다. 분할된 블럭은 입력문자에 따라 적응적으로 변화하는 유통성을 갖도록 하였으며 효과적인 형식판정을 위해 다중신경망의 구성과 퍼지추론을 사용하였다. 형식판정 과정은 크게 형식별 블럭분할 과정과 분할된 각각의 블럭을 이용하여 신경회로망에 의한 자모분류 과정, 그리고 자모분류 결과를 이용하여 퍼지추론에 의한 형식판정 과정으로 나누어진다. 그림1에 본 연구의 전체 과정도를 나타내었다.

II. 형식별 블럭분할

2-1. 한글의 기본형식

14개의 자음과 10개의 모음으로 조합되는 한글은 위상적 특성에 따라 글자를 구성하는 C₁, V₁, V₂, C₂로 구별되며 그림2와 같이 6가지 기본형식으로 분류된다.^[4] 6가지 기본형식중 1형식은 C₁, V₁, 2형식은 C₁, V₁, C₂, 3형식은 C₁, V₁, V₂, 4형식은 C₁, V₁, V₂, C₂, 5형식은 C₁, V₂, 6형식은 C₁, V₂, C₂으로 구분되며, C₁, V₁, V₂, C₂는 각각 초성자음, 수직모음, 수평모음, 종성자음을 나타낸다.

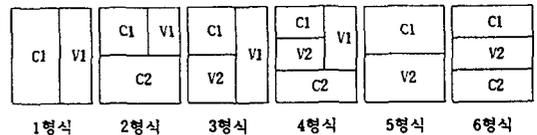


그림 2. 한글의 기본형식

여기서 한글을 구성하는 C₁, V₁, V₂, C₂의 구별에 의해 형식판정이 이루어질 수 있다는 점에 착안하여, 입력문자를 C₁, V₁, V₂, C₂의 영역으로 분할하는 블럭분할 방법을 도입한다. 즉, 입력문자에 대해 각 형식을 구성하는 C₁, V₁, V₂, C₂의 영역에 해당하는 자모단위의 블럭을 취하게 되면 한 문자에 대해 6가지 형식별로 블럭분할이 이루어지게 된다. 그러나 필기

체 한글은 필기자의 습관에 따라 자소의 위치가 일정하지 않기 때문에 자모의 접촉동에 따라 C_1, V_1, V_2, C_2 의 구별이 어려워지며, 형식별로 블럭분할을 할 때 분할방법에 따라 자모분류의 성능이 좌우되기 때문에 모든 입력문자에 대해 고정된 블럭으로 형식분할을 하게 되면 자모의 분류성능이 저하하게 된다. 따라서 모든 입력문자에 따라 자모영역의 블럭이 적응적으로 변화할 필요가 있다. 본 연구에서는 효과적인 자모분류를 위해 입력문자에 대해 각 형식을 구성하는 C_1, V_1, V_2, C_2 영역을 적응적으로 블럭분할하는 방법을 제안한다. 제안된 방법은 문자의 수평, 수직 Histogram을 이용하여 블럭분할시 입력문자에 따라 블럭이 적응적으로 변화하는 방법을 사용하므로서 분할된 블럭에 융통성을 부여하였으며 그 과정은 다음과 같다. 첫째, 수평과 수직 Histogram 분포를 이용하여 블럭분할의 후보점을 검출한다. 분포도에 따라 분포가 없는 부분을 우선적으로 C_1, V_1, V_2, C_2 의 영역에 해당하는 블럭을 개략적으로 검출한다. 둘째, 개략적인 블럭분할이 이루어지면 분할이 이루어지지 않은 부분에 대해 Histogram의 최소 분포점에 따라 6가지 형식으로 분할을 시행한다. 그림3에 고정적인 블럭분할과 적응적인 블럭분할을 각각 나타내었으며, 그림3(b)에서 보면 입력문자에 따른 블럭영역이 적응적으로 변화됨을 알 수 있다.



(a) 고정된 블럭분할



(b) 적응적 블럭분할

그림 3. 형식별 블럭분할

III. 블럭분할을 이용한 다중신경망 구성

형식별로 분할된 각각의 블럭들에 대해 자모를 분류할 수 있는 신경회로망은 자모를 구별하는 전체신경망과 부분신경망(C_1, V_1, V_2, C_2 Net)으로 이루어진 다중신경망으로 구성되며, 입력문자의 특징추출은 Hough변환에 의해 구해진다.^[5-11]

3-1. Hough변환에 의한 특징추출

한글문자는 기본적으로 방향성이 강한 직선성분의 획들로 구성되고 이러한 획들이 연결되어 자모를 형성하게 된다. 이러한 방향성이 강한 자모를 표현하기 위해서는 효과적인 특징추출 방법이 필요하며, 본 연

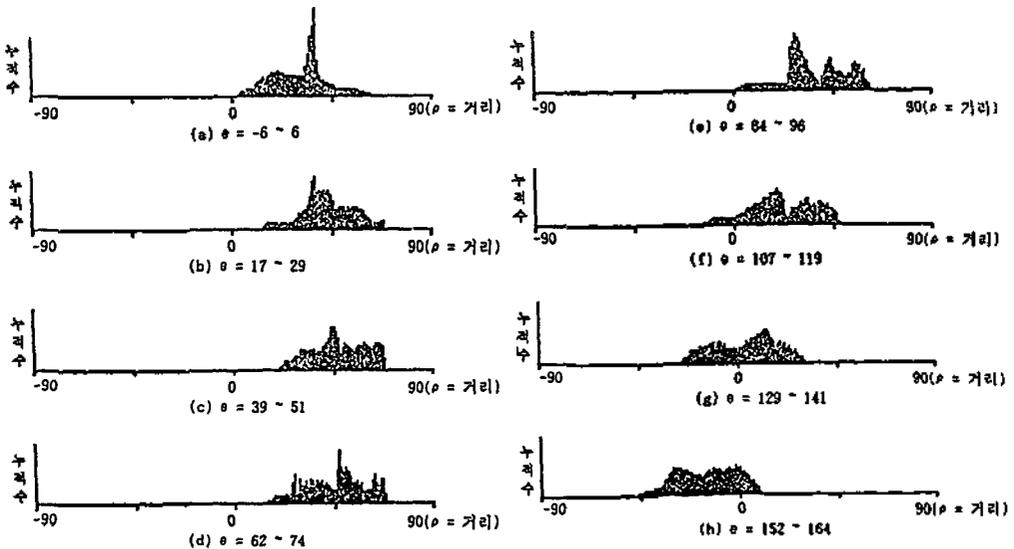


그림 4. Hough변환에 의한 방향별 누적분포

구에서는 직선성분 검출에 효과적인 Hough 변환을 이용하였다.^[11] 추출된 특징량은 Hough 변환에 의한 8방향 성분의 거리누적수이며, 여기서 8방향 성분을 취한것은 필기자의 습관에 따라 발생하는 획의 가도에 따른 변동을 모두 흡수하기 위해서이다. 이때, 특징량은 입력문자의 형식별로 분할된 각각의 블록에 대해 모두 추출된다. 그림4는 추출된 특징량의 예로서, 입력문자 "우" 전체에 대한 8방향별 거리 누적분포를 나타낸것이며, 특징량의 수를 최소화하기 위해 방향별로 8개씩 표본화하여 각각의 블록에서 64개의 특징점을 대해 추출하였다.

3-2. 다중 신경망 구성

추출된 특징량을 이용하여 자모를 분류하기 위한 다중 신경망의 구성은 전체신경망과 부분신경망으로 이루어졌으며, 부분신경망은 각 자모를 나타내는 C₁, V₁, V₂, C₂ Net로 구성되었다.

그림5는 형식관정을 위한 전체과정중 다중신경망 부분을 개략적으로 나타낸것이며, 세부적인 신경회로망 구성을 그림6에 전체신경망에 대해 나타내었다. 그림6에서 보면 입력된 문자는 각 형식별로 각각 블록분할되어 각 형식별로 전체신경망의 해당 형식Net에 입력되어진다. 여기서 입력문자에 대해 분할된 블록은 1형식이 2개, 2형식이 3개, 3형식이 3개, 4형식이 4개, 5형식이 2개, 6형식이 3개로서 총 17개의 블록으로 구분되며, 그림7에 입력문자에 대해 17개의 블록으로 분할된 예를 나타내었다. 이때 각 형식별 Net는 자모단위의 학습데이터로 교사 학습되며, 형식별Net의 출력은 각각 4개(C₁, V₁, V₂, C₂)의 결과를 나타낸다.

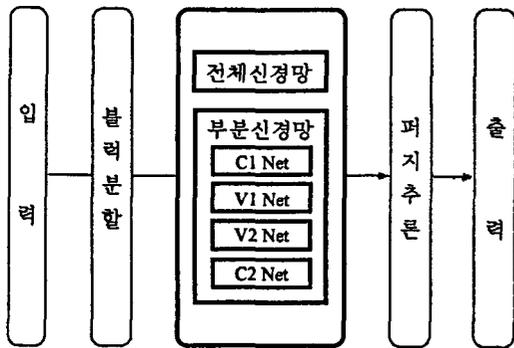


그림 5. 다중신경망의 구성

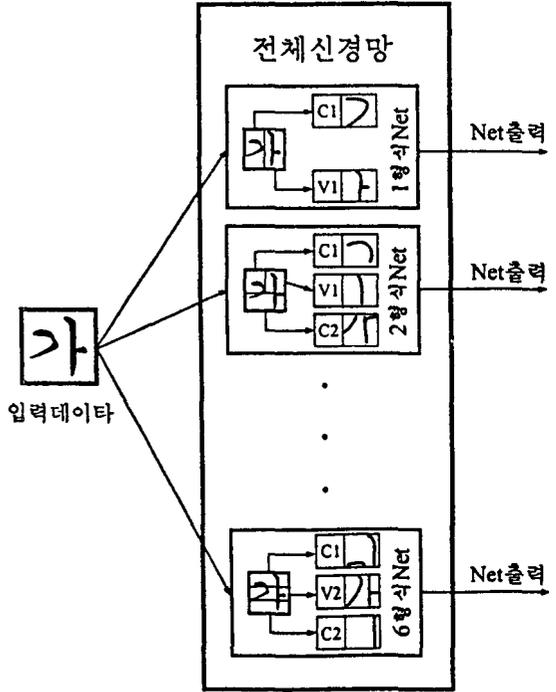


그림 6. 전체신경망의 세부구성도

또한, 부분신경망의 각 자모 Net(C₁, V₁, V₂, C₂ Net)에도 형식별로 블록분할된 데이터가 각 형식의 해당 자모 Net에 입력되고, 그 결과를 출력하게 된다. 예를들면, 그림7에서와 같이 1형식으로 블록분할

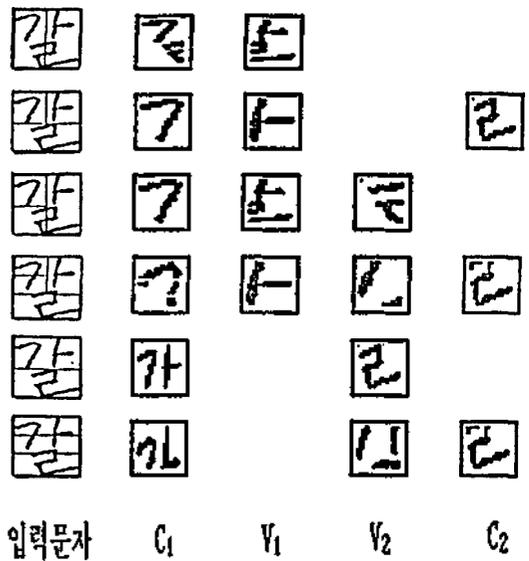


그림 7. 입력문자에 대해 형식별로 분할된 블록

된 데이터는 1형식을 구성하는 자모가 C_1 과 V_1 으로 이루어져 있으므로 부분신경망중 C_1 Net과 V_1 Net에 만 입력되고, 2형식으로 블록분합된 데이터는 2형식을 구성하는 자모인 C_1, V_1, C_2 에 해당되는 C_1 Net, V_1 Net, C_2 Net에 각각 입력되게 된다. 나머지 3, 4, 5, 6형식의 경우도 같은 과정을 거쳐 해당 Net에 입력된다.

따라서, 최종 형식판정은 전체신경망의 출력결과와 부분신경망인 각 자모 Net의 출력결과와의 퍼지 추론에 의해 형식판정이 이루어지게 된다.^[12,13]

IV. 퍼지추론에 의한 형식판정

입력문자에 대해 최종적인 형식판정을 하기까지의 세부과정도는 그림8과 같다.

그림8에서와 같이 최종적인 형식판정은 신경회로망의 출력결과를 이용한 퍼지추론에 의해 이루어지며 그 과정은 다음과 같다.

먼저 신경회로망의 출력결과를 각각 원하는 출력(교사데이터)에 대한 해당 정도를 나타내는 것으로서, 이를 기본으로 하여 신경회로망의 출력결과를 퍼지데이터로 사용한다.

형식판정을 위해 사용된 추론규칙은 다음과 같다.

1형식

규칙1 If $T_{1c1}=1$ and $C_1=1$ Then F_1

규칙2 If $T_{1v1}=1$ and $V_1=1$ Then F_1

2형식

규칙1 If $T_{2c1}=1$ and $C_1=1$ Then F_2

규칙2 If $T_{2v1}=1$ and $V_1=1$ Then F_2

규칙3 If $T_{2c2}=1$ and $C_2=1$ Then F_2

3형식

규칙1 If $T_{3c1}=1$ and $C_1=1$ Then F_3

규칙2 If $T_{3v1}=1$ and $V_1=1$ Then F_3

규칙3 If $T_{3v2}=1$ and $V_2=1$ Then F_3

⋮

6형식

규칙1 If $T_{6c1}=1$ and $C_1=1$ Then F_6

규칙2 If $T_{6v2}=1$ and $V_2=1$ Then F_6

규칙3 If $T_{6c2}=1$ and $C_2=1$ Then F_6

여기서 $T_{1c1}, T_{1v1}, \dots, T_{6c1}, T_{6v2}, T_{6c2}$ 는 각각 전체신경망중 1형식, ..., 6형식Net의 C_1, V_1, V_2, C_2 의 출력결과를 나타내며 C_1, V_1, V_2, C_2 는 부분신경망중 각각 C_1, V_1, V_2, C_2 Net의 출력결과를 나타낸다. 또한 F_1, \dots, F_6 는 1형식, ..., 6형식으로의 판정결과를 의미한다.

따라서 최종적인 형식판정은 주어진 추론규칙을 이용하여 min, max의 합성연산에 의해 이루어진다.

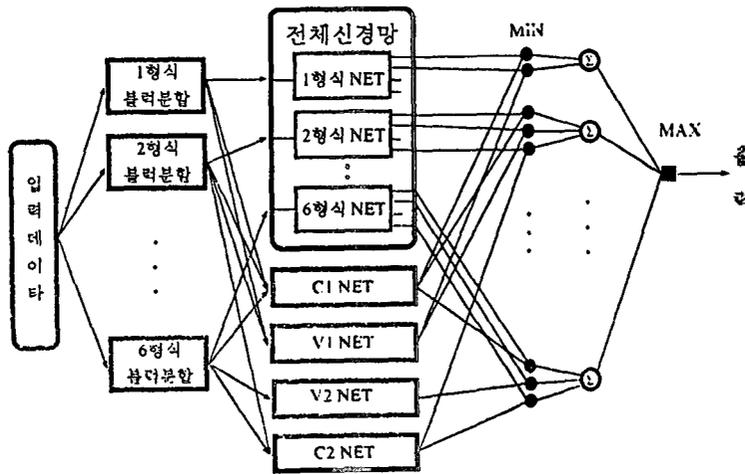
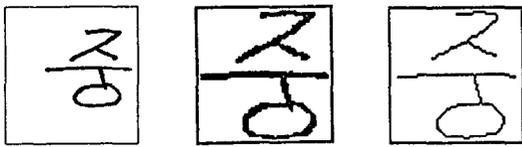


그림 8. 형식판정을 위한 세부과정도

V. 실험 및 고찰

실험에 사용된 입력문자는 빈도순에 따라 10명으로 부터 각각 60자씩 쓴 600자를 대상으로 하고, 데이터는 600dpi color scanner를 이용하여 수집하였다. 수집된 입력영상은 64×64로 정규화된 후 세선화되었으며 그림9에 나타내었다. 실험은 sun spark 10 workstation상에서 C언어로 수행되었으며, 실험시스템 구성도는 그림10에 나타내었다.



(a) 원영상 (b) 정규화 영상 (c) 세선화 영상

그림 9. 전처리 결과

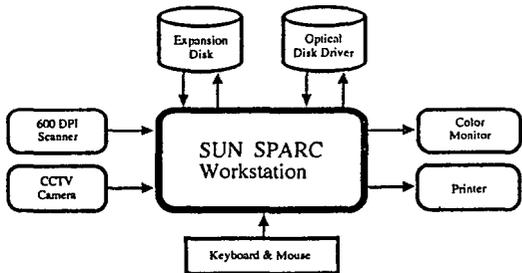


그림 10. 실험시스템 구성도

학습에 사용된 자모데이터는 쌍, 복자음을 포함한 자음 24자와 모음 14자에 대한 10명분으로 하였다. 본 연구에서 사용된 신경회로망은 BP모델이며, 신경회로망의 구성은 표1과 같다.

표 1. 신경회로망의 구성

	입력유닛	중간유닛	출력유닛	학습율	모델탑
전체신경망	64	20	17	0.9	0.4
부분신경망	64	20	1		

실험결과 얻어진 형식판정 결과는 표2와 같다.

표2에서 보면 전체 입력문자에 대한 분류율은 92.6%이며, 세부적으로 살펴보면 다음과 같다. 표에서

표 2. 형식판정 결과

판정 입력	1형식	2형식	3형식	4형식	5형식	6형식	분류율 (%)
1형식	90	1	9				90
2형식	2	88	1	9			88
3형식	7	1	91		1		91
4형식	1	7	4	87			87
5형식		1		1	95	3	95
6형식		1		1	2	96	96
전체							92.6

알 수 있듯이 1, 3형식과 2, 4형식 그리고 5, 6형식 사이에서 오분류가 크게 발생하였으며, 이는 한글의 위상구조의 유사성에 기인한것으로 생각된다.

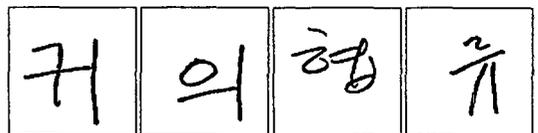
또한 본 실험에서는 제안된 방법에 있어서 1)블럭 분할의 타당성, 2)다중신경망 구성의 타당성을 검증하기 위하여 블럭분할을 한 경우와 하지않은 경우, 그리고 신경회로망을 다중으로 구성한 경우와 그렇지 않은 경우로 나누어 비교, 실험한 결과 제안된 방법의 타당성을 검증할 수 있었다. 표3에 본 방법과 비교 검토된 방법들과의 결과를 나타내었다.

표 3. 제안된 방법과 비교된 방법과의 판정결과 (특정량 동일)

	블럭분할	전체신경망만 사용	전체신경망과 부분신경망사용	분류율 (%)
제안된 방법	○	○	×	90.1
	○	×	○	92.6
비교된 방법1	×	○	×	85.7
비교된 방법2	×	×	○	87.2

표3에서 보면 전체신경망과 부분신경망의 결과를 조합하여 판정하는것이 분류율의 향상에 도움이 될을 알 수 있으며, 이는 신경회로망의 분류능력의 한계를 상호 보완하기 때문이라 생각된다.

그림11에 오분류된 결과의 예를 나타내었으며, 오



(a) (b) (c) (d)

그림 11. 오분류된 결과

분류는 주로 자모가 접촉된 문자나 필기된 문장의 형태가 보편적인 형태를 벗어난 경우에 주로 발생하였다. 그림11(a)는 3형식인 “귀”가 1형식으로, 그림11(b)는 3형식 “의”가 2형식으로, 그림11(c)는 2형식인 “협”이 1형식으로, 그림11(d)는 5형식 “류”가 6형식으로 오분류된 경우이다.

VI. 결 론

본 논문에서는 한글의 형식별 블럭분할을 이용한 형식분류 방법에 대해 고찰하였다. 필기체 문자에서 자소의 위치이동이나 접촉 및 받침의 유무등에 따라 발생하는 형식분류시의 문제점을 해소하기 위해 자모의 위치영역에 따라 적응적으로 변화하는 유연한 블럭분할 방법을 제안하고, 비교 실험을 통해 그 유효성을 확인하였다. 또한 다중신경망과 퍼지추론에 의한 형식판정이 비교된 방법에 비해 우수함을 알 수 있었다. 그러나 문자인식을 위한 전단계로서의 형식분류율이 92.6%는 미흡한 결과라 생각되며 분류율 향상을 위한 좀더 효율적인 방법모색이 앞으로의 과제이다.

참 고 문 헌

1. 박규태, 외 “제층구조 획 추출에 의한 한글 인식,” 전자공학회논문집 Vol.28-B, No.8, pp.599-606, 1991.
2. 김민석, 외 “자소추출방법을 이용한 고속 한글인식 시스템의 구현” 전자공학회논문지, Vol.29B, No.4, pp.418-424, 1992.

3. 최필용, 외 “접촉점에서의 국소그래프 패턴에 의한 필기체 한글의 자소분리에 관한 연구” 전자공학회 논문집, Vol.30B, No.4, pp.254-262, 1993.
4. 최종호, 외 “신경회로망을 이용한 필기체 한글 형태분류,” 제3회 신호처리 합동학술대회 논문집, pp.168-170, 1990
5. LeCun Y., et al “Backpropagation Applied to Handwritten Zip Code Recognition” NEURAL COMPUTATION, 1, 4, pp.541-551, 1989.
6. 今井 勝次, 外 “3층BPモデルを用いたノイズのある原画像に対する手書き文字認識,” 信學論 Vol. J75-D-II, No.2, pp.314-323, 1992.
7. 今井 勝次, 外 “ニューラルネットワークの學習による目標の位置と大きさの獲得” 信學論 Vol. J74-D-II, No.6, pp.748-756, 1991.
8. 大友 照彦, 外 “神經回路モデルを用いた手書き漢字の2段階認識法,” 信學論 Vol. J74D-II, No.2, pp.158-165, 1991.
9. A. Krzyzak, et al “Classification of Large set of Handwritten Characters using Modification Back-propagation Model.” IJCNN Vol.II.
10. 孫寧, 外 “方向線素特徴量を用いた高精度文字認識” 信學論 Vol. J74D-II, No.3, pp.330-339, 1991.
11. R.O.Duda, and P.E.Hatr, “Use of Hough Transformation to Detect Lines and Curves in Pictures.” Comm., ACM., 27, pp.236-239, 1984.
12. 山口, 外 “ファジイ集合論を應用したオンライン手書き文字認識” 信學論 Vol. J72-D, No.12, pp.2032-2040, 1982.
13. 田守 寛文, 外 “ファジイ推論を應用したオンライン手書き文字認識手法” 信學論, Vol. J74D-II, No.2, pp.166-174, 1991.

▲片 爽 範(正會員)



1986年 2月 : 朝鮮大學校 電子工學科 卒業(工學士)
 1988年 8月 : 同大學院 電子工學科 卒業(工學碩士)
 1993年 8月 : 同大學院 電氣工學科(電子專攻) 博士課程 修了
 1992年 3月 ~ 現在 : 東新專門大學 電子科 專任講師

▲朴 鍾 安(正會員)

朝鮮大學校 電子工學科 教授(第 12 卷 4 號 參照)

※主關心分野 : 信號處理, 文字認識, 패턴認識 等.