

고속 문자 인식을 위한 特徵量 추출에 관한 연구
-방향정보의 반복적 추출과 특징량의 계층성을 이용하여-

(A Study on the Feature Extraction for High Speed
Character Recognition)

-By Using Iterative Extraction and Hierarchical
Formation of Directional Information-

姜 仙 美*, 李 琪 庸*, 黃 勝 郁*, 梁 潤 模**, 金 惠 鎮*

(Sun Mee Kang, Ki Yong Lee, Sung Wook Hwang, Yun Mo Yang, and Duck Jin Kim)

要 約

본 논문에서는 문자 인식을 위한 특징량 추출에서 문자 획의 위치와 방향 정보에 각 소영역별 밀도 정보를 통합한 새로운 방법을 제안하였다. 전처리 과정에서 많이 사용되는 세선화 과정을 응용하여 세선화 템플릿에 의해 추출되는 4 방향 정보를 특징소로 사용하므로 간단하면서도 고속의 특징소 추출이 가능하다. 특징량의 구성은 9진트리의 계층적 구조로 이루어졌다. 9진트리의 각 노드는 그것의 9개의 부모노드의 각 방향별 특징소의 합으로 이루어졌다. 템플릿에 의해 추출된 모든 특징소들은 해당되는 앞에 부가되며 상위 노드로 반복적으로 가산되어진다. 이러한 특징량의 계층적 구조는 문자 인식에 효율적으로 이용할 수 있다. 간단한 실험을 통해서 각 계층별 특징량의 유효성을 검증하였다. 또한 제안된 특징량 구성 알고리즘을 하드웨어화 하기위한 방안을 제시하였고, 3세대의 한 노드인 4×4의 소영역에서 특징량을 추출하는 부분을 기본 처리 소자로 정하여 이를 하드웨어로 구현하였고, 그 결과 실시간 처리를 위한 특징량 추출이 가능하였다.

Abstract

In this paper, a new method of character recognition is proposed. It uses density information, in addition to positional and directional information generally used, to recognize a character. Four directional feature primitives are extracted from the thinning templates on the observation that the output of the templates have directional property in general. A simple and fast feature extraction scheme is possible. Features are organized from recursive nonary tree(N-tree) that corresponds to normalized character area. Each node of the N-tree has four directional features that are sum of the features of it's nine sub-nodes. Every feature primitive from the templates are added to the corresponding leaf and then summed to the upper nodes successively. Recognition can be accomplished by using appropriate feature level of N-tree. Also, effectiveness of each node's feature vector was tested by experiment. A method to implement the proposed feature vector organization algorithm into hardware is proposed as well. The third generation node, which is 4×4, is used as a unit processing element to extract features, and it was implemented in hardware. As a result, we could observe that it is possible to extract feature vector for real-time processing.

*正會員, 高麗大學校 電子工學科
(Dept. of Elec. Eng., Korea Univ.)

接受日字: 1992年 3月18日

**正會員, 高麗大學校 情報工學科
(Dept. of Infor. Eng., Korea Univ.)
(※ 本 研究은 삼성전자 위탁과제로 수행된 것임.)

I. 서 론

문서영상을 처리하여 문자를 인식하는 기술은 각종 문서정보의 새로운 컴퓨터 입력 장치로서 여러분야에 있어 그 필요성이 대두되고 있다. 이러한 문자 인식 기술은 컴퓨터에서 문자 입력수단으로 이용하였던 키보드에 의한 문자 입력방식을 대체하고 있으며, 앞으로 사회의 정보화 및 자동화가 계속 진행됨에 따라서 사용 용도가 더욱 광범위해지리라 예상된다.

문자 인식이란 문자영상을 문자코드화 시키는 일련의 처리과정으로서 일반적으로 잡음제거, 문자영역의 추출, 문자크기에 대한 정규화, 세선화 등의 전처리과정을 갖는다. 전처리된 영상으로부터 문자를 인식하는 방법에는 문자를 이루고 있는 선분등, 구성요소의 구조적 관계에 기초하여 글자간의 차이를 인지해 내는 구조해석법^[1,2]과 통계적 특징량을 이용하여 표준패턴과 시험패턴의 정합도를 계산하는 패턴정합법^[3]으로 크게 나눌 수 있다. 전자는 문자의 훼손과 잡음 등에 의한 패턴의 구조정보 손실에 영향이 커서 프린터의 출력문자의 인식에는 부적합하고 문자의 종류가 많을 경우 처리과정이 극도로 복잡해지는 경향이 있고, 후자는 패턴간의 유사도 또는 거리에 의존하므로 비교 정도에 따라서 처리속도가 늦어지고 유사 문자에 대한 인식율이 떨어지는 등의 문제가 있다.

본 논문의 내용은 패턴 정합방식에 기초한 인식 알고리즘에 있어서 고속의 특징소 추출 및 특징량의 구성에 관한 것이다. 패턴 정합에 의한 인식 알고리즘들은 사용되는 특징량에 따라서 그 성능이 크게 좌우되므로, 정확하고 안정된 특징추출이 중요한 관건이 된다는 점에서 출발하여 문자 패턴의 특징추출에 대한 새로운 방법을 제안하고 있다. 제안하고 있는 특징소 추출방법은 세선화 과정에서 단계적으로 벗겨지는 화소가 갖는 특성 즉, 방향정보를 특징소로서 추출하고 위치 정보를 포함하여 패턴인식을 위한 특징량으로 구성한다. 특징량의 구성방법은 추출된 특징소를 이들이 존재하는 영역의 위치와 영역내에서의 밀도 등 문자 패턴이 가지고 있는 부분 방향정보를 강조하는 9진트리의 계층적 특징량으로 구성하여 문자인식에 효율적으로 이용할 수 있도록 하였다. 이렇게 구성된 특징량이 문자인식에 유효하게 이용될 수 있음을 입증하기 위하여 특징량간의 절대 거리차에 의한 간단한 인식 실험을 통하여 검토한 결과 한글 완성형 2350자에 대하여 2단계 트리까지 특징량을 적용하였을 경우 후보문자 10위 내로 분류될 확률이 99.9%의 高精度 분류율을 보이고 있어, 제한된 특징량의 정확성을 실험을 통하여 검증하였다.

본 논문에서 제안한 특징소의 추출 및 특징량 구성방법의 특성은 다음과 같다.

1. 특징소 추출이 세선화 과정의 일부로서 가능하므로 시간이 짧고 간단하며,
2. 특징량이 문자영역의 중첩에 의해 합성되므로써 문자의 변위에 강하므로 필기체 문자의 특징추출에도 적용할 수 있는 범용성이 있으며,
3. 계층구조의 특징량을 인식 및 대분류의 精度에 따라서 선택하여 사용할 수 있으며,
4. 특징소 및 특징량 추출과정이 병렬처리에 적절한 구조이므로 어레이 프로세서를 이용한 고속 실시간 처리가 가능하다.

II. 특징소(Feature Primitive)의 추출

1. 정규화

특징량 구성을 위한 초기단계에서 문자의 크기 변화 및 패턴의 위치변화에 따른 특징량의 변화를 줄이기 위하여 스캐너에 의해서 입력된 인식대상 문자영상을 32×32 배열의 영상 데이터로 정규화시킨다. 적용된 정규화 알고리즘은 선형 정규화 방식^[4]으로서, M×N의 입력영상을 먼저 행방향으로 줄단위 정규화를 수행하여 M×D의 중간영상을 만든 후에 다시 열방향으로 정규화를 수행하여 D×D크기의 최종적으로 정규화된 영상을 만든다. 문자영상을 축소할 경우에는 특히 입력된 문자 영상의 획의 두께에 따라서 한 획에 해당하는 1행(혹은 1열)을 잃어버리거나, 반대로 두꺼운 획을 갖는 복잡한 문자의 경우에는 인접한 획들이 서로 붙어서 획의 정보를 정확하게 추출할 수 없는 경향이 나타나고 있다. 이를 수정 및 보완하기 위해서 삭제해야할 획의 상태와 주변과의 관계에 따라서 작업을 진행하도록 하였다.

2. 제안된 특징소 추출 템플리트

일반적으로 세선화 과정은 정의된 템플리트에 의하여 문자영상을 구성하고 있는 외곽 화소를 검출처럼 한꺼풀씩 벗겨 버린다. 본 연구에서는 일반적으로 세선화 템플리트가 방향성에 대응되는 점에 착안하여 템플리트에 의하여 추출되어 버려지는 화소가 가지고 있는 정보에 중점을 두어 문자인식을 위한 특징소로 이용하였다. 벗겨진 화소는 인접한 이웃 화소와의 상대적인 위치에 따라 방향정보 및 위치정보를 갖게 되며 이를 인식을 위한 특징소로 사용하게 된다. 특징추출을 위한 세선화 알고리즘들^[5,6] 중에서 고속의 병렬처리가 가능한 One-pass thinning algorithm을 수정 보완하여 정규화된 문자영상에 적용하면 그림 1과 같은 8가지 세선화 템플리트에 의하여 화소가 추출되며, 이들은 0°, 45°, 90°, 135°, 180°, 225°, 270°, 315°의 8 방향으로 구분되는 방향성분을 갖게 된다. 이중 0°와 180°, 45°와 225°, 90°와 270°, 135°와 315°를 묶어서 4중

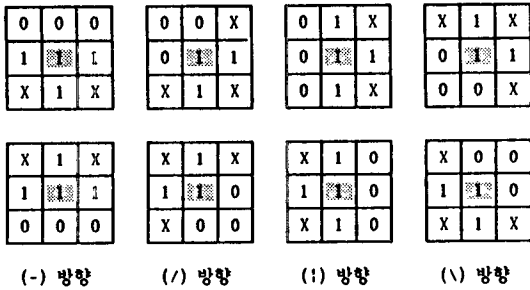


그림 1. 세션화 템플리트의 예
(X : don't care)

Fig. 1. Example of thinning templates.

류의 방향성분으로 특징소를 추출하였다.

세션화 과정에서 벗겨지는 화소에서는 한 화소로 연결된 획에 대한 정보는 얻을 수 없으므로, 그림 2와 같은 템플리트들을 보완하였다. 12개의 보완된 템플리트에 의해 추출된 특징소는 그림 3(b)에 나타내었으며, 한 화소로 이루어진 획의 정보도 추출되었음을 알 수 있다.

그림 3(b)는 제안된 템플리트에 의하여 벗겨진 특징소의 예로서 '!', '/', '!', '\' 등은 각각 4가지 방향성분을 나타내고 있다. 추출되는 특징소의 양은 적용되는 세션화 알고리즘의 화소 추출을 위한 반복 횟수에 따라서 조절할 수 있다(IV장 참조). 각 방향별 특징소들은 위치정보와 함께 특징량을 구성하는 데 이용된다.

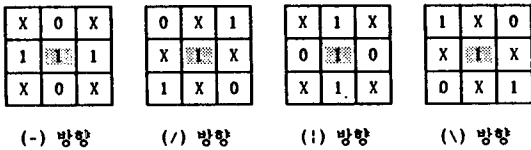
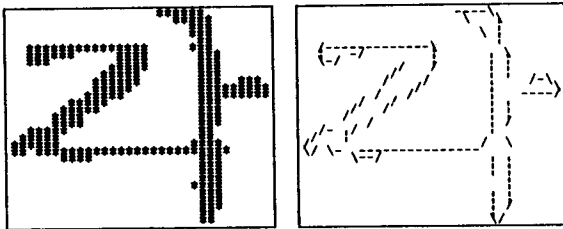


그림 2. 추가된 템플리트
Fig. 2. Added templates.

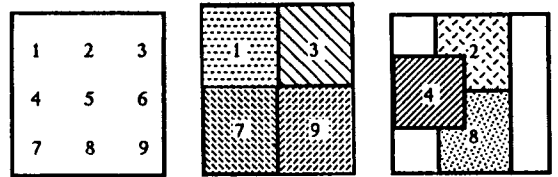


(a) 정규화된 입력 영상 (b) 추출된 특징소의 예

그림 3. 제안한 템플리트에 의해 추출된 특징소
Fig. 3. Feature primitives extracted by proposed templates.

III. 특징량 구성 방법

추출된 특징소를 이용하여 특징량을 구성할 때 문자의 전체 영역을 여러개의 소영역으로 나누어서, 4방향에 대하여 각 영역별로 개별적인 특징벡터를 구성하여 전체적으로 모으는 방법을 사용하였다. 본 논문에서 제안하고 있는 9진트리를 이용한 계층적 특징량(Feature Vector) 구성방법은 아래와 같다. 입력문자가 정규화되어 $2^N \times 2^N$ (본 실험에서 $N=5$)의 크기를 갖을 때, 가로 및 세로의 길이를 2^{N^2} 만큼 중첩하여 9개의 $2^{N^1} \times 2^{N^1}$ 의 소영역을 만든다(그림 4). 이와 같은 영역 중첩의 효과는 문자변위에 적응성을 갖는 특징을 추출하게 한다.



(a) 9진 트리노드의 대응영역 (b) 분할된 소영역 (c) 2,4,8 대응영역

그림 4. 소영역의 예
Fig. 4. Examples of sub-region.

각 소영역을 다시 2^{N^3} 길이만큼 중첩시켜 9개의 $2^{N^2} \times 2^{N^2}$ 의 소영역으로 만든다. 이와같은 절차를 소영역으로 분할 가능할 때까지 반복하여 문자영역을 9진트리에 대응시키면 9진트리의 뿌리(Root)는 정규화된 문자영역의 전체에, 잎(Leaf)은 $2^1 \times 2^1$ 의 소영역에 해당된다. 9진트리의 모든 노드(Node)는 4방향의 특징량을 갖으며, 32×32 의 영상을 9진트리의 계층으로 반복 구성할 때의 각 세대별 특징량은 그림 5와 같다.

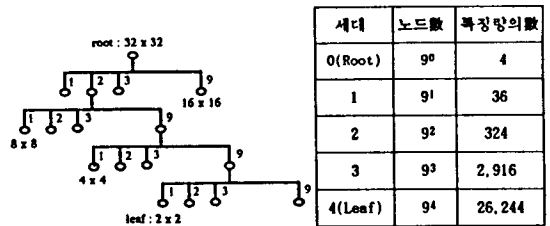


그림 5. 9진 트리 및 세대별 특징량
Fig. 5. Nonary tree and dimension of feature vectors in each generation.

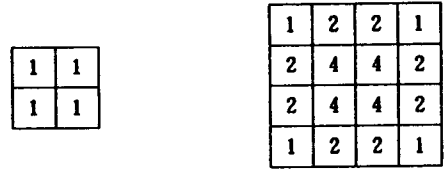
임의의 노드에서의 특징량은 그 노드에서 분기되는 9개의 부노드(Subnode)가 갖는 특징량의 합으로 만들어진다. 예를들면 정규화 된 문자 영역의 임의의 점(x,y)가 0°의 템플릿에 의하여 특징소로서 추출될때 점(x,y)를 포함하는 영역의 모든 앞의 0°의 특징량은 1만큼씩 증가하고, 따라서 이러한 증가는 계속 상위노드에 전파되어 뿌리에 도착하게 된다. 결과적으로 앞의 세대(4세대 해당)에서 모아진 특징소들은 상위노드(3세대)에서 그 위치에 따라서 1, 2, 4의 가중치를 갖게되며, 이는 반복적으로 중첩되는 가운데 부분을 강조하는 효과를 나타낸다. 결국 임의의 점(x,y)에서 특징소가 추출될때 0세대, 1세대, 2세대, 3세대 각 노드에서의 영향은 그림 6과 같은 가중치(Weight)를 갖게 된다. 여기에서 계층적으로 분할된 소영역은 문자 패턴의 해당 영역에 대한 정보(즉, 방향에 대한 부분정보)를 갖게되어 상세한 부분까지의 정확한 정보를 갖게 된다. 이러한 특징량의 계층적인 구성 방법은 전체적인 특징으로부터 순차적으로 세부적인 특징을 찾아나가는 인간의 인지방식과 매우 흡사한 방식으로 응용이 가능하다. 따라서 인식에 사용될 최적 특징량은 패턴의 복잡함이나 처리시간 및 인식의 정보등을 고려하여 9진트리의 각 세대의 특징량을 단계별로 활용할 수 있다. 즉 대분류에서는 전체적인 정보를 갖는 0 또는 1세대 특징량을, 상세분류에서는 국소적이며 정확한 2세대 또는 그 아래 세대의 특징량을 이용하여 인식할 수 있다. 이러한 특징량은 영역을 중첩하여 9진트리에 의하여 계층적으로 합성되므로써 영역의 중심에 가까울수록 강조되고 주변으로 갈수록 약화되는 효과를 갖게 되므로, 문자 영역을 소영역으로 분할할 때 생길 수 있는 문자 획의 변위에 대하여 대처할 수 있는 안정성을 갖는다.

사용된 특징소는 문자 윤곽선의 방향 정보에 대응되므로 그림 1에 의한 특징소 추출에 있어서 상하 혹은 좌우의 양 방향 정보 추출이 이루어져야 한다. 이에 대하여 그림 2의 추가된 템플릿에 의해 얻어지는 특징소에는 가중치 2를 주었다. 또한 사선 방향의 정보 추출에 있어서는 사선의 각도와 두께에 따라서 정보 손실이 일어나므로, 가중치를 주어서 분류 실험을 해본 결과 1.4의 가중치에서 가장 높은 분류율을 얻을 수 있었다.

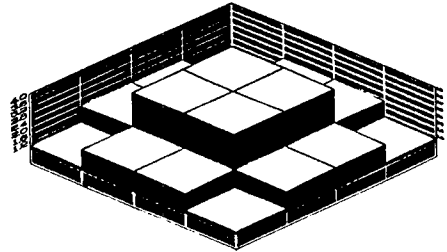
IV. 인식 실험

1. 한글 문자 세트

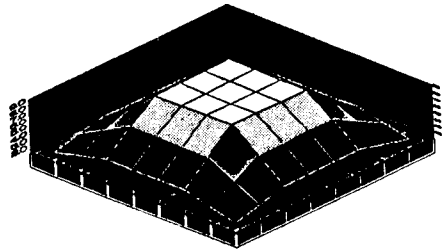
인식 실험을 위하여 표준 및 시험데이터용 한글 문자 세트는 한글 KS완성형 2350자로서, 시판되고 있는 4종류의 레이저프린터를 이용하여 크기별로 출력시킨 12개의 문자세트를 MICROTTEX사의 flatbed image scanner를 사용하여 구축한 것이다. 그 중 1-8까지의 8



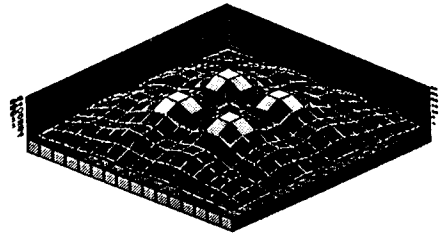
(a) 4세대(2×2영역 : Leaf)



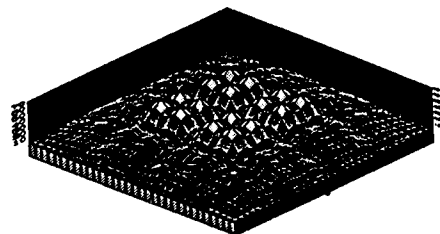
(b) 3세대(4×4영역)



(c) 2세대(8×8영역)



(d) 1세대(16×16영역)



(e) 0세대(32×32영역 : Root)

그림 6. 9진트리의 각 세대에서의 특징량의 가중치
Fig. 6. Weight of feature vectors for each generation of nonary tree.

개 세트를 표준 특징량을 구성하는 데 이용하였고 나머지 9-12의 4개 세트는 시험문자세트로 이용하였다. 본 연구에 이용한 한글 문자세트는 표 1과 같다.

표 1. 연구용 한글 문자 세트
Table 1. Korea character set.

연구용 문제 세트		Font / 프린터 기종	비고(평균 문자크기)
표준용	시험용		
1,2	9	명조체(삼보)	Bitmap(45×45)
3,4	10	훈글(H.P)	Bitmap(50×50)
5,6	11	Munjo(Macintosh)	PostScript(11,12,13)
7,8	12	충명조(Macintosh)	PostScript(11,12,13)

(평균문자크기 : 11(46×46), 12(50×50), 13(54×54))

2. 인식 실험 결과

구성된 한글 문자세트중 표준문자 8개 세트에서 추출한 특징량의 평균값과 시험문자세트의 각 문자에서 추출된 특징량과의 거리를 비교하는 분류실험을 통하여 본 연구에서 제안하고 있는 특징소 및 특징량 구성체계의 유효함을 검증하였다. 분류실험에 이용된 거리계산 방법으로는 특징량을 N차원의 벡터로 간주하고 표준문자데이터와 시험문자데이터간의 각 차원에서의 특징량의 절대 거리차를 더한 city-block거리에 의한 방법, Euclidean거리 계산법 및 표준데이터를 구성하는 학습문자의 분산값을 고려한 가중 Euclidean거리 계산법을 적용해 보았다.

세션화 과정의 반복횟수에 따라 얻어진 특징소를 이용하여 특징량을 구성한 후, 각 반복횟수에 따른 분류율의 영향을 알아보았다. 시험용 문자세트에 대하여 한글 KS 완성형 2350자를 대상으로 후보문자 수(위)에 따라서 분류실험한 결과를 표 2에 나타내었다.

표 2의 결과를 살펴보면 DB 9의 경우 반복횟수 1회에서 가장 좋은 분류율을 나타내는데, 이는 획의 두께가 대개 1-2 pixel로 이루어져 있으므로 1회의 반복횟수에서 대개의 획 정보를 얻어내기 때문이다. 그러므로 다른 문자 세트에 비해 반복횟수가 많아질수록 상대적으로 작은 특징량의 값을 나타낸다. 그 외의 3개의 다른 문자 세트

들은 대개 3-4 pixel의 획의 두께를 갖고 있어서 반복횟수 3회 이상의 경우는 동일한 결과를 나타낸다. 표 2에 나타난 실험 결과를 분석해 보면 반복횟수 2회에서 가장 높은 평균 분류율을 보이며, 특히 윤곽선 부분의 잡음이 심한 경우를 고려하면 2회 이상의 반복횟수가 적절하다. 그러므로 획 두께의 영향을 최소화하며 비교적 안정된 특징소 추출을 위하여 2회의 반복횟수를 결정하였다.

위의 방법으로 구성된 특징량의 계층구조에 있어서 뿌리(Root)노드의 4차원, 1세대 노드의 36차원 및 2세대 노드 324차원의 특징량을 이용하여 각 후보 문자 수(Candidate Number)에 따른 분류실험 결과는 그림 7과 같다. 2세대 노드에서 얻어지는 324차원의 특징량을 적용하였을 경우, 후보 문자 10개 까지를 고려할 때 분류될 확률은 99.9%의高精度 분류율을 보이고 있다. 이는 특징량 추출이 안정되게 이루어지고 있으며 10위 내에 분류되어지는 문자를 인식 후보문자로 고려했을 때 높은 인식율도 기대할 수 있다. 1세대 노드의 특징량 36차원을 이용했을 경우는 약 100위의 후보를 고려해 볼 때 같은 분류율을 구할 수 있다. 그러므로 제안된 특징량의 구조가 대분류와 상세 분류를 단계별로 실시하는 인식 알고리즘의 개발에 적합함을 고찰할 수 있었다. 즉, 1세대 특징량(36차원)을 이용하여 인식 대상 문자 2350자 중에서 비교적 유사한 100자의 후보 문자를 찾아내고, 선정된 후보 문자들에 2세대 특징량 324차원을 적용하여 10자의 후보를 결정지어 상세 분류과정으로 후보 문자들을 보내게 된다. 이와 같은 단계적인 분류 방법은 분류를 위한 계산량을 현격히 줄일 수 있다. 324차원을 이용하여 2350자에 대한 분류 실험에 소요되는 거리 계산시간을 DCT_{324} 라 하면 단계별 분류에 의한 거리 계산시간은 15.4%로 줄일 수 있다.

$$T_{clustering} = \left(\frac{36\text{차원}}{324\text{차원}} + \frac{100\text{후보}}{2350\text{후보}} \right) DCT_{324}$$

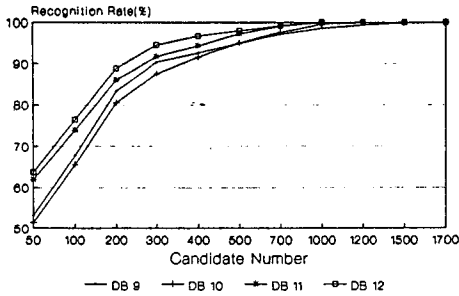
$$= 0.154 \times DCT_{324}$$

거리계산법에 따른 결과를 분석해보면 Euclidean거리

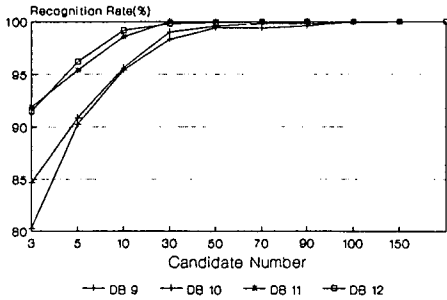
표 2. 반복 횟수에 따른 누적 분류율 비교(절대거리차, 324차원 사용)
Table 2. Comparison of accumulated classification rate with each iteration.

(단위 : %)

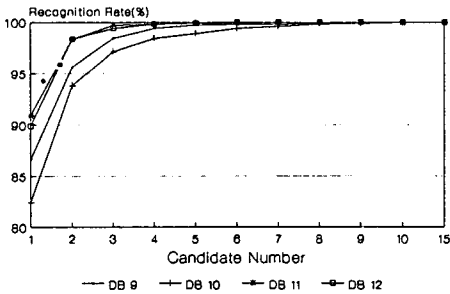
시험문자세트	순위	횟수	DB 9			DB 10			DB 11			DB 12		
			1	2	3	1	2	3	1	2	3	1	2	3
1위 이내			86.1	84.0	85.7	75.1	82.0	77.0	86.1	89.0	87.4	85.0	91.4	84.0
2위 이내			95.5	94.3	94.7	88.9	92.4	91.0	95.9	97.4	95.8	96.1	98.7	96.7
10위 이내			99.8	100	99.7	98.5	99.7	99.8	99.6	100	99.8	99.9	100	100



(a) Root(4차원)



(b) 1세대(36차원)



(c) 2세대(324차원)

그림 7. 분류 실험결과

Fig. 7. Results of classification experiments.

보다는 city-block거리에 의한 결과가 전체적으로 약 2%의 높은 분류율을 보였다. 두드러지는 현상으로는 분산값을 고려한 경우 Root와 1세대에서는 효과가 있다는 것을 알 수 있으나, 2세대의 특징량에서는 오히려 약간 낮은 분류율을 나타내고 있다. 이를 미루어볼 때 이에 가까운 세대로 갈수록 그 특징량은 문자의 자세한 특징을 나타내는 장점이 있고, 반면 글자의 변위에 대한 흡수력이 둔감해지는 것을 알 수 있다. 그러므로 인식 목적(즉, 대분류, 상세분류등)에 따라서 계층적 9진트리에서의 적절한 세대의 특징량을 차등 선택함이 중요하다.

V. 특징 추출 하드웨어

특징소 추출 및 특징량 구성 부분을 하드웨어화 하는 것은 실시간 처리를 전제로하는 문서 인식 시스템을 위한 효과적인 방안이 될 수 있으며, 알고리즘의 특성상 하드웨어화 하기에 적합하므로 이에 대한 하드웨어의 구조를 제안하였다. 기본 처리 노드의 선정에서 고려되어야 할 점은 인식에 사용될 1-2세대의 특징량 추출이 가능해야 하며, 가중치의 제어(그림 6)가 비교적 간단해야 하며, 기본처리 소자의 수(그림 5)를 작게 하여 하드웨어의 비용을 제한하여야 한다. 이러한 관점에서 4×4 노드를 기본 처리 소자로 하여 설계 및 구현하였으며, 처리 속도면에서 문서 인식 시스템에 이용이 가능함을 보였다.

1. 특징소 추출 마스크

세션화 템플릿에서 착안한 특징소 추출 알고리즘을 하드웨어화하는 방법은 Inverter와 AND gate로 이루어진 조합논리회로(Combinational Logic Circuits)를 사용하는 것이다.¹⁵⁾ 세션화 템플릿에서 0값을 갖는 화소는 Inverter를 거쳐 입력으로 이용하며, 1값을 갖는 화소는 그대로 입력으로 이용하고, don't care인 X에 해당하는 화소는 논리회로의 입력으로 사용하지 않았다. 이러한 방법으로 특징소 추출 마스크 12개를 구성하였다.

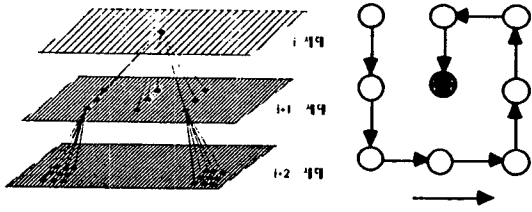
2. 계층구조 하드웨어

1) 세대별 각 노드의 특징량 연산 방법

9진트리에서 각 세대별 노드에서의 특징량은 그림 8(a)와 같이 하위 세대의 9개의 처리소자에서 얻어진 데이터에 의존성을 갖는다. 즉, i세대의 4방향 특징량은 그 하위 세대인 i+1세대의 9개 노드에서 얻어진 특징량을 각 방향별로 합한 값이 된다. 9개의 처리 소자는 병렬로 처리가 되며 클럭에 동기되어 그림 8(b)에서와 같이 주변 처리 소자에게 특징량을 넘긴다¹⁷⁾. 주변처리 소자에서는 넘겨받은 특징량과 자신의 특징량을 더한 뒤 클럭에 동기되어 계산 결과를 레지스터에 저장한다. 이러한 과정을 거쳐 9클럭 후에는 중심에 있는 처리소자의 4개의 레지스터에 모든 처리소자의 특징량의 합이 저장되고, 이 값은 상위 세대 단위 노드의 특징량이 된다.

2) 하드웨어의 모델 선정

전체 문자 영상을 32×32로 정규화된 데이터를 사용할 때 4×4의 노드를 기본 처리 소자로 하여 전체 노드 수를 9³개로 정하였다. 하나의 문자 영상을 처리 하는데 필요한 시간은 영상 데이터를 하드웨어에 써넣는 시간, 세대별 처리 시간(즉, 한 세대의 모든 노드에서 동시에 각 부노드 9개의 특징량 데이터가 순차적으로 이동하면서 기



(a) 데이터의 의존성 (b) 추출된 데이터의 흐름

그림 8. 특징량 연산 개념도

Fig. 8. Operational diagram of feature vectors.

존의 특징량에 더하는 절차가 완료되는 시간) 및 최종적인 특징량을 읽어가는 시간을 모두 더한 것으로 가정하였다. 따라서 상위 세대의 특징량을 이루기 위해서 9개의 노드가 병렬로 동작하기 때문에 하나의 기본 노드의 처리 시간은 세대별 처리 시간과 동일하다.

3. 기본 처리 소자의 설계 및 구현

1) 동작 방식

3×3의 마스크로 방향성분을 추출하기 위해서는 기본 처리 노드에 해당되는 4×4 영상의 상하좌우로 이웃화소가 필요하게 되며¹⁸⁾, 이를 포함한 6×6영상을 쉬프트 레지스터에 병렬로 써넣은 후, 쉬프트 시키면서 마스크를 씌워 방향성분을 추출한다. 내부 회로의 초기화는 4×4의 데이터를 기록할 때마다 이루어지며, 데이터 기록이 완료되면서 쉬프트 레지스터와 덧셈기에 대한 제어를 행하도록 하였다. 모든 데이터에 대해 방향 성분 추출과 특징량 구성이 완료되면 외부로 이를 알리는 인터럽트 신호를 발생시키도록 하였다. 이에 대한 동작 순서를 그림 9에 나타내었다.

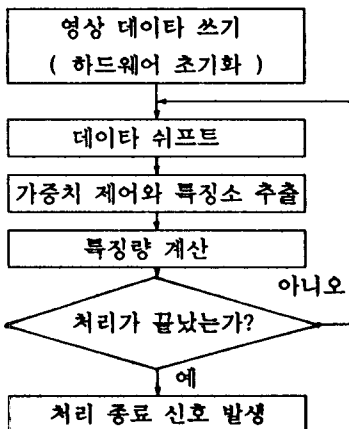


그림 9. 동작 순서

Fig. 9. Operation sequence.

2) 전체 블럭도

설계한 하드웨어는 네가지 방향별로 가산기와 레지스터가 각각 따로 있어서 매 클럭마다 가중치가 적용된 방향성분이 추출되어 이미 계산된 특징량과 더해지도록 하였다. 4×4 영상을 처리한 후에 얻어지는 값이 이 노드에서의 특징량이 된다. 4×4 노드의 전체 블럭도를 그림 10에 나타내었다. Decoder부는 호스트 컴퓨터의 어드레스 버스로부터 어드레스를 받아서 decode하는 부분이며, PISO(Parallel Input Serial Output) Shift Register부는 4×4의 영상에 주변화소를 덧붙인 6×6의 영상을 데이터 버스를 통해 얻은 후 클럭에 따라 쉬프트 시키는 부분이다. Mask부는 방향 성분을 추출하기 위한 3×3의 mask를 씌우는 부분이다. Adder부와 Latch부는 묶어서 특징량 연산부라 부를 수 있는데, Adder부는 매 클럭마다 추출된 특징소를 더하는 기능을 하며, Latch부는 더해진 결과를 저장하고 다시 Adder부의 입력으로 feedback시키는 기능을 하는 부분이다. 이러한 전체적인 하드웨어를 제어하기 위한 부분이 제어로직부이다.

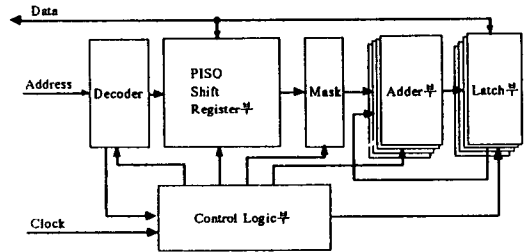


그림 10. 4×4 노드의 전체 블럭도

Fig. 10. Block diagram of 4×4 node.

4. 성능 평가

4×4 노드를 하드웨어로 구현하여 4×4 영상을 처리한 결과 23배 (923μsec / 40μsec)의 속도 향상이 있었다. 실험에 사용된 시스템은 20MHz로 동작하는 IBM PC-386이며, 하드웨어는 Turbo C++로 구현된 프로그램을 사용하여 동작시켰다¹⁹⁾. 4×4 노드를 기본 처리 소자로 사용하여 32×32 영상을 처리하는 하드웨어를 구성한다면, 모든 처리 소자들이 병렬로 처리되므로 영상데이터를 쓰고 읽는 부담만 증가될 뿐 쉬프트하여 처리하는 시간은 어느 노드에서나 같은 시간이 걸리게 된다. 따라서 하나의 정규화된 문자 영상에 대해서는 약 2.1msec의 처리시간이 예상되며 소프트웨어로 처리할때와 비교하면 약 67배의 속도 향상을 기대할 수 있다. 이상의 실험을 통하여 4×4 노드를 기본 처리 소자로 사용하여 특징량

추출 하드웨어를 구현할 경우에 실시간 처리를 필요로 하는 문서 인식 시스템에 이용이 가능함을 알 수 있었다.

VI. 결 론

패턴정합방식에 기초한 문자인식에 있어서 고속의 특징소 추출 및 계층구조의 특징량 구성에 관한 새로운 방법을 제안하였다. 전처리 과정에서 사용되는 세선화 과정을 응용하여, 세선화 템플릿을 수정 및 보완하여 특징소 추출 템플릿으로 사용함으로써 세선화 과정 중에 이미 필요로 하는 정보를 얻을 수 있어서 고속의 특징소 추출이 가능하도록 하였다. 또한 세선화 작업을 행하므로써 왜곡되는 문자 정보(문자 형태의 왜곡, 위치에 민감성)를 막아주고, 버려지는 문자 정보를 이용하여 문자의 모양을 정확하게 유추할 수 있도록 한다. 특징량 구성에 있어서는 부분적 방향 정보를 강조하는 9진트리 of 계층적 구조로 이루어졌으므로, 그 精度에 따라서 문자 인식에 효율적으로 이용할 수 있도록 하였다. 간단한 계층별 분류 실험 결과와 이를 이용한 단계별 분류에 의한 거리 계산 시간의 감소(15.4%로 감소)를 통하여 그 타당성을 입증하였다. 인식시스템의 구현에 있어서는 특징량의 계층구조를 이용하여 Root와 1세대에서 나오는 특징량들을 각각의 특성에 맞게 Tree구조의 대분류방법에 이용하여 인식 후보를 점차적으로 줄여가며, 상세한 부분의 정보를 포함하고 있는 2세대의 특징량을 사용하여 유사 문자가 많은 한글의 경우 각 문자의 부분 정보(부분 특징벡터)^[10]를 이용하여 유사도를 계산하는 방법으로 고정도 인식이 가능하게 할 수 있다. 또한 특징량 추출 부분을 하드웨어하기 위한 작업으로 기본 처리 소자인 4×4 노드를 구현 및 성능을 평가해 본 결과, 실시간 처리를 필요로 하는 문서 인식 시스템에 이용이 가능함을 입증할 수 있었다. 본 연구의 특징추출 방법은 개선된 비선형 정규화의 연구, 대분류 방법, 효율적인 거리(Metric)의 적용과 더불어 한자 및 필기체에 적용할 수 있으며 이에 대한 결과는 추후에 발표할 예정이다.

參 考 文 獻

- [1] 도정인 외, "다중 활자체의 한글 문서 인식을 위한 한글유형 분류에 관한 연구", SAITEC vol. 2, no. 2, 1989. 10.
- [2] 이주근, 남궁재찬, 김영건, "한글 Pattern에서 Subpattern 분리와 인식에 관한 연구", 전자공학 회지, 제18권, 제3호, pp. 1-8, 1981. 6.
- [3] 김진형 외, "문서 인식 및 처리기의 개발에 관한 연구", 연구보고서, 한국과학기술원, 1989. 4.
- [4] S. Y. Lee, D. Yalamanchili and J. K. Aggarwal, "Parallel image normalization on a mesh connected array processor", Pattern Recognition, vol. 20, no. 1, pp. 115-124, 1987.
- [5] R. T. Chin, H. K. Wan, D. L. Stover and R. D. Iverson, "A one-pass thinning algorithm and its parallel implementation", Computer Vision, Graphics, and Image Processing vol. 40, pp. 30-40, 1987.
- [6] T. Y. Zhang and C. Y. Suen, "A fast parallel algorithm for thinning digital patterns", Image Processing and Computer Vision Comm. ACM March vol. 27 Number 3, pp. 236-239, 1984.
- [7] K. S. Fu, *VLSI for Pattern Recognition and Image Processing*, Springer-Verlag, 1984.
- [8] J. T. Kuehn, J. A. Fessler, H. J. Siegel, "Parallel image thinning and vectorization on PASM", Proc. 8th Int. Conf. on Pattern Recognition, pp. 368-374, 1985.
- [9] Michael Tischer, *PC System Programming for Developers*, Abacus, 1989.
- [10] 孫 寧, 田原 秀, 阿曹 弘具, 木村 正行, "方向線素 特徵量 おおいた 高精度文字認識", 電子情報通信學會論文誌 '91 / 3, vol. J74-D-II, pp. 330-337, no. 3.

著 者 紹 介



姜 仙 美 (正會員)

1959年 7月 28日生. 1981年 2月 고려대학교 전자공학과 졸업. 1988年 5月 독일 에일랑겐 공과대학 전자공학과 대학원 졸업(Diplom). 1992年 8月 고려대학교 대학원 전자공학과 박사과정 졸업(박사). 현재 고려대학교부설 정보통신기술공동연구소 연구 조교수. 주관심 분야는 패턴인식, 영상처리, 컴퓨터비전 등임.



黃 勝 郁 (正會員)

1958年 12月 25日生. 1984年 8月 고려대학교 전자공학과 졸업. 1986年 8月 고려대학교 대학원 전자공학과 석사과정 졸업(석사). 1992年 8月 고려대학교 대학원 전자공학과 박사과정 졸업(박사). 1986-1989年 ET-RI 연구원. 현재 해양대학교 제어계측공학과 전임 강사. 주관심 분야는 멀티미디어 시스템 등임.

李 琪 庸 (正會員)

1968年 6月 5日生. 1990年 2月 고려대학교 전자공학과 졸업. 1990年 2月 고려대학교 대학원 전자공학과 석사과정 졸업(석사). 현재 삼성전자반도체부문 MICOM 사업부 연구원. 주관심 분야는 문자인식, 설계 자동화 등임.

梁 潤 模 (正會員) 第29卷 B編 第2號 參照
현재 고려대학교 정보공학과
조교수

金 惠 鎭 (正會員) 第29卷 A編 第8號 參照
현재 고려대학교 전자공학과
교수