

# 문자패턴에서의 밀도정보를 이용한 이진영상 매핑

## (The Bi-level Image Mapping Using Density Information in Character Patterns)

金倬奭\*, 姜仙美\*\*\*, 梁精允\*\*\*, 梁潤模\*\*, 金惠鎮\*

(Bong Seok Kim, Sun Mee Kang, Jeong Yoon Yang, Yoon Mo Yang and Duck Jin Kim)

### 要約

본 논문은 문자 인식 과정 중의 하나인 문자의 정규화에 관해 다루고 있다. 입력된 문자 영상에서 선밀도와 점밀도를 구한 후에, 원하는 크기 및 형태의 영상으로 매핑을 실시한다. 얻어진 문자영상에 대해 중첩분할을 행한 후 4방향 특징소를 추출하여 인식 실험을 실시하였다. 인식 실험 결과에서 비선형 정규화 과정을 포함시킨 경우에 더 높은 인식율을 얻을 수 있으므로 제안한 정규화 알고리즘의 타당성을 검증할 수 있었다.

### Abstract

This paper describes a normalization of character which is contained in the character recognition process. Line and dot density is computed on input character image and then image mapping is executed into destination. Also recognition is processed using overlap-partitioning of character image and extraction of 4 directional feature primitives. The validity of proposed nonlinear normalization algorithm could be verified by increment of recognition rate.

### 1. 서론

전자공학의 발달과 더불어 도래한 현대의 정보사회에서는 방대한 양의 정보를 전송, 저장, 처리하는 기술이 필요하다. 이러한 정보중에는 기존의 인쇄매체에 의한 문서뿐만 아니라 컴퓨터, 정보기기에 의한 문서가 많은 부분을 차지하고 있다. 이러한 문서를 처리하는 데 있어 지금까지는 키보드 등에 의한 직접 입력에 의존하거나 문서영상 자체를 이용하는 방법을

사용했다. 문자인식은 문서의 입력기능을 대치할 수 있는 정보처리 기술로서, 정보화 사회의 발달과 함께 그 필요성이 점차 증대되고 있다.

문자의 인식과정은 일반적으로 문서영상 입력, 전처리, 특징추출, 인식, 문자코드 출력의 단계를 가지고 있다. 전처리는 입력된 문서영상에 대해 인식을 위한 특징추출에 알맞도록 영상 데이터를 개선, 변형시키는 작업으로 기울기 보정, 문자영역 추출, 잡음 제거, 세선화, 정규화 등이 포함된다. 특징추출은 전

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

\*\*正會員, 高麗大學校 情報工學科  
(Dept. of Information Eng., Korea Univ.)

\*\* 正會員, 情報通信技術研究所  
(Research Institute for Information and  
Communication)

接受日字: 1992年 8月 10日

처리 과정이 끝난 문자 데이터에서 인식 알고리즘에 필요한 특징소를 추출하여 특징벡터를 구성하는 것으로 영상 마스크, 변환 등을 이용한다. 인식은 얻어진 특징벡터를 이용하여 입력된 영상에 유사한 문자를 부호화하여 출력시키는 부분으로 알고리즘에 따라 특징점 그래프(Graph)의 조합이나 대분류, 상세분류의 작업이 필요하게 된다.<sup>[1,2]</sup>

문자인식 알고리즘은 특징추출과 인식방법에 따라 크게 통계적 방법(Statistical Method)과 구조적 방법(Structural Method)으로 나눌 수 있다. 통계적 방법은 특징 추출부에서 위치, 방향, 밀도, 위상 정보 등을 이용하여 문자 패턴을 다차원 특징벡터로 표현하고 이를 통계적 평균벡터와 비교하여 인식을 수행한다. 이 방법은 초기에는 계산의 방대함, 통계적인 특성 등으로 인하여 종류가 많지 않은 패턴의 인식이나 인쇄체 문자의 인식에 많이 이용되어져 왔으나 근래에는 VLSI를 비롯한 하드웨어의 발달로 빠른 처리속도를 가질 수 있게 되어 필기체 문자의 인식에도 많이 이용되고 있다. 반면 구조적 방법은 문자 패턴의 구조적 특징을 이용하는 것으로 패턴의 기본 구성원과 그 구성원들간의 관계를 가지고 문자를 인식한다. 통계적인 방법에 비해 처리 시간이 비교적 적게 걸리기 때문에 오래전 부터 많이 쓰여온 인식 방법이다.<sup>[2,3]</sup>

본 논문에서는 통계적 인식 방법에 알맞는 비선형 정규화 알고리즘을 제안하고 있다. 제안한 비선형 정규화는 전체 인식과정 중 전처리부에 속하는 것으로서, 문자 패턴의 선과 점의 밀도정보를 이용하여 정규화를 실행한다. 그리고 제안된 정규화방법의 유효 타당성을 검증하기 위해 문자 패턴에 특징추출 윈도우를 사용하여 위치와 방향정보에 의한 특징벡터를 구성하여 유클리드 거리에 의한 인식실험을 수행하였다.

## II. 정규화 과정

알고리즘에 따라 인식과정에서 연속적으로 크기와 모양이 변하는 문자영상을 일정하게 규격화하는 작업이 필요하게 되는데 이를 정규화(Normalization)라 한다. 정규화는 특징추출이나 인식부에서 처리 시간을 절감하고 실행상의 편의를 제공해 주거나 알고리즘의 효율성을 높혀 주는 역할을 수행하게 되며, 영상이 매핑(Mapping)되는 방식에 따라 선형 정규화(Linear Normalization)와 비선형 정규화(Non-linear Normalization)로 나누어지게 된다. 기존의 인식 알고리즘에서 사용해 온 정규화 방법은 대부분이 선형 정규화로서 짧은 시간에 문자영상을 확대,

축소시킬 수 있다는 장점이 있으나 확대나 축소 비율이 클 때는 많은 정보를 잃어버리게 된다. 비선형 정규화 방법으로는 선밀도 등화법에 의한 정규화법이 소개되어 있는데 잡음에 의한 효과를 고려하지 않았으므로 실행 결과 잡음이 확대되어 나타날 수 있고, 또한 영상 크기변환을 할 수 없으며, 선밀도에만 지나치게 의존한 나머지 중요한 정보를 잃을 위험이 존재하는 등의 단점이 있다. 그래서 본 논문에서는 이와같은 문제점을 보완한 통계적 인식 알고리즘에 알맞는 비선형 정규화 방법을 제안하고자 한다.<sup>[4-10]</sup>

### 1. 선형 정규화

일반적으로 선형 정규화는 입력된 문자영상의 크기가 특징추출이나 인식부에서 처리하기에 적합하도록 원래 문자와 얻고자 하는 확대 또는 축소 문자와의 가로, 세로 길이 비율에 따라 영상 매핑을 실행하는 것이다. 이 방법은 단순한 확대, 축소 비율 조정만으로 정규화를 시킬 수 있기 때문에 지금까지 나온 여러 문자인식 시스템에 많이 사용되어져 왔다.

### 2. 비선형 정규화

선형 정규화는 기본적으로 원래의 영상에 대한 변형을 최소한으로 하여 확대, 축소시키는 것이 목적이지만, 본 논문에서 제안한 비선형 정규화 방식은 문자 영상 자체에 변형을 실시하는 것으로서 필요에 따라 문자 크기 변환까지 한번에 실시할 수 있도록 하였다. 비선형 정규화 과정의 전체적인 흐름은 잡음제거, 선과 점밀도 계산, 영상 매핑의 순으로 되어 있다.

#### 1) 잡음 제거

입력된 문자영상에는 입출력기기 혹은 지면의 상태에 따라서 잡음이 포함될 수 있다. 그러나 이러한 잡음의 영향은 눈에 띄도록 큰 잡음에 의해 문자 영상이 손상된 경우를 제외하고는 일반적으로 문자인식 알고리즘에 따라서 무시될 수도 있다. 영상처리 분야에서는 미디언 필터링<sup>[11]</sup> 등을 사용하여 미세한 잡음들은 주변화소와의 관계를 고려하여 삭제한다. 본 논문에서 제안한 비선형 정규화 알고리즘은 문자 윤곽선에 발생될 수 있는 잡음에 의해 매우 민감한 영향을 보이므로 문자 윤곽선부의 잡음제거는 중요한 역할을 담당한다.

본 논문에서 제시하고 있는 선과 점밀도를 이용한 정규화 알고리즘에서는 각 위치에서의 밀도에 따라 영상을 매핑한다. 만약 입력된 문자 영상에서 획의 가장자리 부분이나 획과 획의 연결부분 등에 잡음이 포함되어 있다면, 그 부분의 밀도는 아주 높게 계산되어 결국 정규화된 영상에서는 잡음이 확대되어 나

타나는 결과를 가져오게 된다. 그러한 현상은 특징추출이나 인식에도 영향을 미쳐 전체적으로 인식을 떨어뜨리게 되므로 본 논문에서는 잡음 제거 과정을 정규화 과정 전단계로 실시함으로써 이러한 문제점을 보완할 수 있었다. 제안된 잡음 제거 과정은 불필요한 화소를 없애는 부분과 필요한 화소를 살리는 부분으로 나누어 질 수 있다. 전체 문자 영상에 대해 그림 1의 각 윈도우를 적용하여 (a)윈도우에 해당되는 화소가 있을 때에는 빗금친 부분에 '0'을 삽입시킴으로써 화소를 제거하고, (b)윈도우에 해당될 때에는 빗금친 부분에 '1'을 삽입시킴으로써 화소를 보충시키는 방법이다. 이를 이용하여 문자의 가장자리에 잘 나타나는 잡음을 효과적으로 제거할 수 있도록 하였다.

0 0 0	0 0 X	X 1 X	X 0 0
0 1 0	0 1 1	0 1 0	1 1 0
X 1 X	0 0 X	0 0 0	X 0 0

0 0 0	0 0 0	0 0 1	1 0 0
0 1 0	0 1 0	0 1 0	0 1 0
1 0 0	0 0 1	0 0 0	0 0 0

(a) 불필요한 화소를 없애기 위한 윈도우

0 0 0	0 1 1	1 1 1	1 1 0
1 0 1	0 0 1	1 0 1	1 0 0
1 1 1	0 1 1	0 0 0	1 1 0

(b) 필요한 화소를 살리기 위한 윈도우

그림 1. 제안된 잡음 제거 윈도우

Fig. 1. Proposed windows for noise elimination.

2) 선과 점 밀도 계산

잡음 제거 과정이 끝난 문자영상에 대해 선과 점 밀도를 계산한다. 그림 2에 나타낸 것과 같이 I×J 크기의 원 문자영상을 M×N 크기의 문자영상으로 매핑한다고 할 때, 원래의 영상에서 각 화소에 대응하는 값을 f(i,j)라 하면 (식 1)과 같이 정의할 수 있다.

$$f(i, j) = 0 \text{ 또는 } 1 \tag{1}$$

여기서 i = 1, 2, ..., I, j = 1, 2, ..., J



그림 2. 비선형 영상 매핑

Fig. 2. Nonlinear image mapping.

원 문자 영상의 (i,j)에 위치하는 화소에서 X, Y 축 방향에 대한 선밀도를 계산한다. 선밀도는 선분 축 문자획의 갯수를 의미하는 데, X 나 Y 축 방향으로 증가시켜 가면서 f(i,j) 값이 0 에서 1 로 바뀌는 횟수으로써 알 수 있다. 수식으로 표현하면 (식 2)와 같다.

$$line.x[i] = \sum_{j=1}^J \overline{f(i, j-1)} \cdot f(i, j) \tag{2.a}$$

$$line.y[j] = \sum_{i=1}^I \overline{f(i-1, j)} \cdot f(i, j) \tag{2.b}$$

$$f(i, 0) = 0, f(0, j) = 0,$$

$$\overline{f(i, j)} = \text{negation of } f(i, j)$$

2.1절에 설명한 잡음 제거와 마찬가지로 정규화 방식 적용시 원래 문자영상에서 선분의 가장자리나 획의 빠침 등에 의해 나타나는 불필요한 정보의 확대를 방지하기 위해서 계산된 선밀도에 대해 (식 3)과 같은 미디언 필터(Median Filter) 처리를 행했다.

$$line.x[i] = \text{MEDIAN}(line.x[i-1], line.x[i], line.x[i+1]) \tag{3.a}$$

$$line.y[j] = \text{MEDIAN}(line.y[j-1], line.y[j], line.y[j+1]) \tag{3.b}$$

line.x [i] , line.y [j] : 필터처리 하기 전의 선밀도

line.x [i] , line.y [j] : 필터처리한 후의 선밀도

선밀도를 계산하는 것과 동시에 값이 1인 화소의 갯수를 나타내는 점밀도도 계산한다. X 나 Y 축 방향으로 투영하여 f(i,j)의 합계를 구하는 방법으로, (식 4)에 나타내었다.

$$dot.x[i] = \sum_{j=1}^J f(i, j) \tag{4.a}$$

$$dot.y[j] = \sum_{i=1}^I f(i, j) \tag{4.b}$$

(식 5)는 계산된 선밀도와 점밀도를 가지고 전체 밀도를 구하는 식이다.

$$tot.x[i] = tot.x[i-1] + WT1 \cdot line.x[i] + WT2 \cdot dot.x[i] + WT3 \tag{5.a}$$

$$tot.y[j] = tot.y[j-1] + WT1 \cdot line.y[j] + WT2 \cdot dot.y[j] + WT3 \tag{5.b}$$

초기치 : tot.x [0] = 0, tot.y [0] = 0

WT1, 2, 3 : 실험에 의해 얻어진 가중치들

tot.x [i] 와 tot.y [j] 는 밀도의 누적 합계를 나

타내는 것으로 각각의 밀도정보에 대한 가중치가 부여된 후 합해지게 된다. 즉, 선밀도에 대해서는 WT1, 점밀도에 대해서는 WT2의 가중치가 곱해지며 나머지 WT3는 선형 가중치이다. 각각의 가중치가 나타내는 의미를 살펴보면, 먼저 선밀도에 대한 가중치 WT1은 영상 매핑시에 가장 중요한 요소로 간주되며 큰 가중치 값을 갖게 된다. 점밀도 가중치인 WT2는 선밀도가 같은 부분에 대해서 점밀도에 따라 약간의 차이를 두기 위한 것이다. 즉, 선밀도가 서로 같게 나타났을 때에는 점밀도가 높은 쪽의 정보를 영상 매핑시에 더 살려서 보존하기 위한 가중치이다. 마지막으로 선형 가중치인 WT3은 원 문자 영상에서 값이 1인 화소가 존재하지 않아 선밀도와 점밀도가 전부 0인 경우 영상 매핑을 실시하면 공백 정보가 모두 없어져서 획들이 서로 붙게 되는 경우가 있는데 이를 방지하기 위해 첨가한 가중치이다. 이러한 가중치들은 시험용 문자세트에 대해 인식실험을 한 결과를 분석하여 최적의 값으로 설정하였으며, 본 연구에서는 WT1 = 10, WT2 = 5, WT3 = 6의 값을 사용하였다.

3) 영상 매핑

계산된 밀도값을 이용하여 원 문자 영상으로 부터 구하려는 정규화 영상으로 영상 매핑을 실시한다. 앞에서 그림 2에 나타낸 것과 같이 I×J 크기의 원래 문자 영상을 M×N 크기의 영상으로 매핑을 실시하기 위한 함수는 (식 6)과 같이 표현된다.

$$tot.x[i] = (m - 0.5) \frac{tot.x[I]}{M} \tag{6.a}$$

$$tot.y[j] = (n - 0.5) \frac{tot.y[J]}{N} \tag{6.b}$$

각각의 m, n 값에 대해 이 식을 만족시키는 i, j를 구하여 f(m, n) = f(i, j)로 매핑을 실시한다. 이 식에서 tot.x[I]와 tot.y[J]는 전체 밀도 누적 합계이며, 이것을 M과 N으로 나눈 tot.x[I]/M과 tot.y[J]/N은 구하려는 영상의 한 좌표점에 대응하는 평균 밀도값이 된다.

제안된 매핑 함수를 사용하여 정규화를 실행한 예를 그림 3에 나타내었다. 원래 영상에서 밀도가 상대적으로 높은 부분은 확대되고, 반면에 낮은 부분은 축소됨을 알 수 있다. 일반적으로 정규화 과정은 영상의 특징을 강조하는 비선형 정규화를 실시한 후, 크기에 따른 선형 정규화 작업을 하게 된다. 본 논문에서 제시한 정규화 알고리즘의 또 하나의 장점은 주로 선형 정규화 방법에 의해 실시되어 왔던 영상 크기 변환을 비선형 정규화와 더불어 한꺼번에 실행할

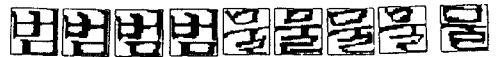
수 있다는 것이다. 즉 I=M, J=N일 때는 단순히 비선형 정규화만을 실시하는 것이고 I≠M, J≠N일 때는 비선형 정규화와 더불어 확대나 축소의 영상 크기 변환을 포함하게 된다. 그림 3에는 각각 I=M, J=N일 경우(그림 3(b))와 I≠M, J≠N (M=N=40)일 경우(그림 3(c))에 대한 비선형 정규화의 예를 보여주고 있다.



(a) 입력된 문자영상(실험에 사용된 인쇄체 4종류와 필기체 5종류)



(b) 영상 크기 변환을 포함하지 않고 비선형 정규화를 한 경우



(c) 영상 크기 변환을 포함한 비선형 정규화를 한 경우

그림 3. 비선형 정규화의 예

Fig. 3. Examples of nonlinear normalization.

III. 제안된 알고리즘의 유효성 검증

1. 인식 알고리즘

본 논문에서 제안한 정규화 알고리즘이 통계적 방법에 의한 인식 알고리즘에서 유효함을 검증하기 위해 간단한 인식 실험을 하였다. 이때 사용된 인식 알고리즘의 전체적인 흐름도는 그림 4에 나타내었다.

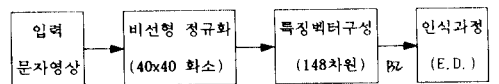


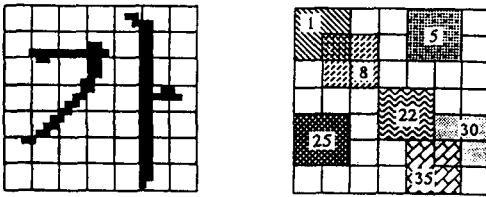
그림 4. 인식 알고리즘의 전체적인 흐름도

Fig. 4. Flowchart of recognition algorithm.

전체적인 인식과정은 입력 문자영상에 대해 정규화를 수행한 후, 중심 분할된 영역에서 추출된 4방향

선소(수평, 수직, 사선, 역사선)로 특징벡터를 구성하여 평균벡터와의 유사도 계산에 의해 이루어진다.

특징벡터의 구성에 있어서 문자영역의 중첩 분할 및 분할된 영역 내에서의 가중치 조절을 행하였다. 입력된 임의 크기의 문자영상에 대해 그림 5(a)와 같이 7×7로 균등하게 나눈 후에 그림 5(b)와 같이 얻어진 영역 4개에 해당하는 크기를 특징벡터 구성을 위한 하나의 소영역으로 설정한다. 소영역을 서로 중첩시켜 가면서 전체 문자 영상을 분할하면 6×6 즉, 36개의 소영역이 생성되게 된다.



(a)입력 문자의 영역분할 (b)생성된 소영역(36개)

그림 5. 영역분할과 생성된 소영역

Fig. 5. Region partitioning and generated sub-regions.

분할된 각 소영역에 포함되는 특징소는 소영역 내에서의 위치에 따라 가중치를 갖게 되는데 그림 6과 같이 하나의 소영역 내부를 4×4로 나눈 뒤 중요도에 따라 1, 2, 4로 설정하였다. 이는 영역 분할에 따른 문자의 변위에 안정되게 대처하기 위함이며, 가중치의 설정에 있어서는 인식실험 결과를 참조하였다.

1	2	2	1
2	4	4	2
2	4	4	2
1	2	2	1

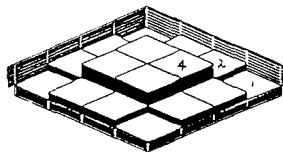


그림 6. 소영역 내에서의 가중치

Fig. 6. Weights in sub-region.

가중치가 부여된 각 특징소는 4방향 성분별로 각각 더해지게 된다. 그러므로 하나의 소영역에서 4차원의 특징벡터가 구성되며, 전체 36개의 소영역에서 144차원의 특징벡터로 만들어지게 된다. 여기에 대분류 등을 포함하는 인식 알고리즘에서 부분정보로 이용할 수 있도록 4방향 성분 별로 전체 합계를 구해 특징벡터로 포함시키면 인식을 위해 사용하는 특징벡터는

총 148차원을 갖게 된다.

### 2. 인식 실험

본 논문에서 제안한 비선형 정규화가 인식 알고리즘에 유효함을 검증하기 위해 다음과 같은 인식 실험을 하였다. 입력 문자영상에서 추출된 특징벡터를 평균특징벡터와 비교하여 거리를 구한뒤 가장 짧은 거리를 갖는 후보문자를 인식문자로 결정하게 된다. 이때 사용된 평균특징벡터는 본 연구실에서 구축한 학습용 문자세트들의 특징벡터의 평균값으로 구성되었으며 실험에 사용된 문자세트는 이들과 시험용 문자세트들이다.

입력된 문자의 특징벡터와 평균벡터의 거리 계산을 위해서는 패턴 인식에서 가장 기본적으로 많이 쓰이는 유클리드 거리(Euclidean Distance)를 사용하였다. 각 후보와의 유클리드 거리를 구한 후 가장 짧은 거리에 있는 후보를 최종 인식문자로 결정하게 되며, 각 인식 대상문자에 대해 가까운 거리에 있는 10위까지의 후보를 선정하여 전체 알고리즘과 인식율을 평가하는 데 이용하였다.

## IV. 실험 결과 및 검토

전체 실험 시스템은 IBM-PC 386 DX에서 C언어로 구현하였다. 인식 과정 중에서 유클리드 거리 계산과 크기순 정렬을 위해서는 많은 처리 시간이 필요하게 되는데 이를 위해 TMS 320C30 DSP 칩을 장착한 SPIRIT-30 보드를 이용하였다.

비선형 정규화를 통해 통계적 인식 알고리즘에 적절한 영상 변환이 이루어졌음을 검증하기 위해 실시한 실험에는 본 연구실에서 구축한 KS-5601 한글 완성형 인쇄체 문자 12 세트(트라이젠 명조체, 매킨토시 명조체와 중명조체, HP 명조체 레이저 프린터 각각 크기별로 3 세트) 및 각기 다른 사람에 의해 쓰여진 필기체 문자 5 세트를 사용하였다. 이 중에 인쇄체의 경우는 각 문체별 2 세트씩은(8세트) 학습 및 시험용으로 나머지 1 세트들은(4 세트) 순수 시험용으로 사용되었다. 필기체의 경우는 각 4 세트는 나머지 1 세트의 인식 실험을 위한 학습 문자 세트로 사용되었다. 전체 2350자 중 논문, 소설, 신문, 잡지 등을 기준으로 본 연구실에서 조사한 결과 사용 빈도가 높은 1370자에 대해서 실험을 실시 및 평가하였다. 잡음제거 과정을 통해서 제안한 비선형 정규화에서의 잡음 확대 현상을 방지하여 좀 더 좋은 결과를 얻을 수 있었다. 표 1에는 한 문자 세트에서 구한 특징벡터의 평균벡터에 대한 분산값의 예를 나타내었다

데, 비선형 정규화를 실시한 경우에서의 분산값이 실시하지 않았을 때보다 평균 25.61%의 상대적 편차만큼 작아졌음을 알 수 있다. 이와같은 결과는 통계적 인식 방법에 적합한 영상으로 변환되었음을 나타낸다.

표 1. 특징벡터의 평균벡터에 대한 분산값  
Table 1. Variances of feature vector against mean vector.

시험문자	분산값		분산값의 상대적 편차율*
	비선형정규화 전	비선형정규화 후	
'권'	63913.4	41920.9	34.41 %
'자'	25660.6	22796.0	11.16 %
'공'	33706.8	25799.1	23.46 %
'학'	22959.9	12947.1	43.61 %
'과'	18663.3	15790.0	15.40 %
평균값			25.61 %

\* 분산값의 상대적 편차율은 정규화 전과 후에서 평균값과 계산되는 분산값의 차에 정규화 전에 나타나는 분산값을 나눈것을 백분율로 나타낸 것을 의미한다:  $(x-x')/x * 100\%$

비선형 정규화 방법으로 변환된 문자영상을 4방향 특징과 영역의 중첩 분할을 이용한 인식 알고리즘에 적용해 본 결과, 인식률이 향상되었음을 알 수 있다. 표 2에는 실험에 사용한 인쇄체 12세트에서 각 종류별 평균치와 필기체 5세트에 대한 인식 실험 결과를 나타내었다. 각각에 대하여 영상크기 변환을 포함하지 않은 경우와 포함한 경우에 대해 실시하였다. 영상크기 변환이 포함되지 않은 경우는 입력 문자영상에서 직접 특징추출을 한 경우와 제안된 비선형 정규화만을 실시하여 특징을 추출한 경우를 의미한다. 영상크기 변환이 포함된 경우는 크기에 대한 선형 정규화만을 실시한 경우와 비선형 및 크기에 대한 변환을 포함한 경우를 의미한다. 기존의 단순한 선형 정규화 기법을 사용했을 경우(영상크기변환 포함 및 정규화 전의 경우)와 비교할 때 평균적으로 인쇄체와 필기체의 경우가 각각 1%와 5%정도의 향상을 가져왔다. 인쇄체에서는 서로 다른 문자 세트라도 글자꼴 자체의 형태가 거의 유사하기 때문에 필기체 보다는 상대적으로 작은 폭의 인식율 향상을 보여주고 있다. 필기체의 경우는 비선형 정규화 과정을 통해 유사도가 많이 증가되므로 더 큰 폭의 인식율 증가를 보여준다. 또한 크기에 대한 정규화 작업의 효과는 전체

적으로 약 1%의 향상을 가져왔다.

표 2. 인식 실험 결과  
Table 2. Results of recognition experiment.

영상 크기 변환	실험 문자세트	평균 인식률 (%)				실험 문자 세트
		인쇄체		필기체		
		비선형 정규화 전	비선형 정규화 후	비선형 정규화 전	비선형 정규화 후	
포함	트라이검	91.46	93.43	90.51	93.87	1
	HP	94.50	94.89	77.45	84.96	2
	맥킨토시I	94.67	95.54	82.55	92.34	3
	맥킨토시II	97.98	97.71	89.78	94.53	4
	평균			86.28	88.76	5
안함	트라이검	94.65	95.39	85.31	90.89	평균
	HP	94.23	95.35	92.26	93.94	1
	맥킨토시I	96.21	96.86	85.11	91.09	3
	맥킨토시II	97.37	98.05	91.02	95.11	4
	평균	95.04	96.14	86.00	89.79	평균

이상에서 본 논문에서 제안한 비선형 정규화 방법의 유효타당성을 검증하였다. 그러나 실제 인식기의 구현을 위해서는 아직 많은 보완 작업이 필요하다고 생각한다. 비선형 정규화 시에 선과 점밀도 뿐만 아니라 전체 영상 밀도정보나 주변 화소와의 관계 등의 정보를 더 포함시켜 영상매핑을 실시하는 것도 고려해 볼 수 있을 것이다. 또 특징추출 시에 획의 끝부분, 혹은 너무 두꺼운 획을 가진 경우에는 간혹 특징소가 추출되지 않거나 잘못된 특징소가 추출될 수 있는데 이러한 것은 문자형태에 대한 좀 더 세밀한 연구와 이에 따른 특징추출 원도우에 대한 개선이 계속되어야 한다. 한글에서 'ㅇ'과 'ㅎ'은 예외적으로 곡선 성분으로 이루어져 있으므로 곡선 성분을 추출할 수 있는 새로운 특징추출 방법을 고안하거나 새로운 원도우를 첨가하는 것도 좋은 방법이라 할 수 있다. 거리 계산에 있어서도 분산값을 고려한 유클리드 거리, 마할라노비스 거리(Mahalanobis Distance) 등 다른 방법을 사용하거나 대분류, 상세분류 등으로 인식 단계를 세분하여 실시한다면 좀 더 높은 인식율과 속도 향상을 가져올 수 있을 것이다.

V. 결론

본 논문에서는 선과 점 밀도정보를 이용하여 영상 매핑을 실시하는 통계적 인식 알고리즘에 알맞는 비선형 정규화 방법을 제안하였고 중첩 분할된 영역에서의 4방향 특징을 이용한 문자인식 실험을 통해 제

안된 비선형 정규화 방법의 유효 타당성을 검증하였다.

비선형 정규화 알고리즘은 입력된 문자영상에 대해 선과 점 밀도를 구한 후 이것을 이용하여 연교자 하는 영상에 매핑을 실시하는 것으로서, 각 밀도 정보에 대한 가중치 조절을 통해 비선형의 정도를 조절할 수 있을 뿐만 아니라 영상크기 변환까지 한번에 실행할 수 있도록 구성하였다. 인식 알고리즘은 한글에 적합한 4방향 특징소를 추출하여 이를 각 위치에 따라 중첩된 소영역으로 분할한 뒤 특징벡터로 구성하여 이를 평균벡터와 비교하여 인식하는 것이다. 이 인식 알고리즘에 비선형 정규화를 포함하여 인쇄체와 필기체 한글 문자세트에 대한 실험을 실시한 결과, 각 문자세트에서 평균벡터에 대한 특징벡터의 분산값이 줄어드는 결과를 가져와서 통계적 인식 방법에 적합한 알고리즘이라는 것을 알 수 있었다. 제안한 비선형 정규화를 통해 인쇄체의 경우는 약 1%, 필기체의 경우는 약 5% 정도의 인식을 향상 결과를 나타냈다. 앞으로 좀 더 실용적인 인식 시스템의 구현을 위해서는 정규화 뿐만 아니라 인식 과정의 특징추출이나 분류, 거리 계산 등에서 개선 및 보완이 이루어져야 할 것으로 생각된다. 또한 인식 속도를 높이기 위해서는 VLSI 등을 이용한 하드웨어화가 필수적이며 이에 맞는 알고리즘의 개발 및 수정도 뒤따라야 할 것이다.

#### 参 考 文 献

- [1] "OCR의 기술동향 및 인식기술", 산업연구원, 1989.
- [2] "병렬처리기술을 이용한 인쇄문자 인식기의 구현에 관한 연구", 중간연구보고서, 고려대학교 정보통신기술공동연구소, 1991.6.
- [3] 이성환, 조창재, 김진형, "실용적 한글 문서 자동 인식 시스템 개발의 문제점 및 개선방향", 한국정보과학회 봄학술발표 논문집, vol.15, no.1, pp.127-130, 1988.
- [4] S.Y.Lee, S.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] A.Güdesen, "Quantitative Analysis of Preprocessing Technique for the Recognition of Handprinted Character", *Pattern Recognition*, vol.8, pp.219-227, 1976.
- [6] T.Hattori, Y.Watanabe, H.Sanada, Y. Tezuka, "Handwritten Characters Recognition Using Vector Field Matching Based on a Chessboard Distance Distribution", *Trans. IECE of JAPAN*, vol.J64-D, no.12, pp.1097-1104, 1981, 12.
- [7] M.Shiono, H.Sanada, Y.Tezuka, "A Method of Size Transformation and Shape Adjustment for Dotted Kanji Patterns", *Trans. IECE of JAPAN*, vol.J63-D, no.7, pp.557-564, 1980.7.
- [8] K.Mori, "Size Transformation for the Dot Represented Kanji Character Pattern", *Trans. IECE of JAPAN*, vol. J60-D, no.10, pp.801-808, 1977.10.
- [9] H.Yamada, T.Saito, K.Yamamoto, "Line Density Equalization - A Non-linear Normalization for Correlation Method", *Trans. IECE of JAPAN*, vol. J67-D, no.11, pp.1379-1383, 1984.11.
- [10] K.Ogawa, K.Nakane, H.Ikezawa, "On a Size and Type Transformation of Kanji Patterns", *Trans. IECE of JAPAN*, vol.J65-D, no.2, pp.234-241, 1982, 2.
- [11] R.C. Gonzalez, R.E. Woods, "Digital Image Processing", Addison-Wesley Publishing Company 1992.

著 者 紹 介

金 俸 奭(正會員) 第 30卷 B編 第 7號 參照  
현재 삼성전자 근무

梁 潤 模(正會員) 第 29卷 B編 第 11號 參照  
현재 고려대학교 정보공학과  
부교수

姜 仙 美(正會員) 第 29卷 B編 第 11號 參照  
현재 고려대학교 정보.통신기술  
공동연구소 연구조교수

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

梁 精 允(正會員) 第 25卷 第 4號 參照  
현재 고려대학교 정보.통신기술  
공동연구소 연구원