

論文2001-38SP-3-4

# 원형 패턴 벡터를 이용한 인쇄체 한글 인식

## (Recognition of Printed Hangeul Text Using Circular Pattern Vectors)

鄭地鎬\*, 崔太永\*

(Jee Ho Jung and Tae Young Choi)

### 요 약

본 논문에서는 단일 글꼴에 의존하는 원형 패턴 벡터(circular pattern vectors)를 이용하여 위치 이동, 크기 변화 그리고 회전에 무관한 새로운 인쇄체 한글 인식 알고리즘을 제안한다. 제안한 알고리즘은 2진 형태론(binary morphology)을 이용하여 입력 문자에 존재하는 잡음(noise)을 제거한 후, 원형 패턴벡터를 추출한다. 추출된 원형 패턴 벡터는 주어진 문자의 무게 중심을 원의 중심으로 하여 그린 여러 원주 상에 위치한 공간적인 분포 값을 나타내는 것이다. 마지막으로, 실험 문자는 기준 원형 패턴 벡터와 실험 원형 패턴 벡터간의 거리가 최소가 되는 기준 문자로 인식하게 된다. 제안한 알고리즘의 성능을 평가하기 위해, 크기 변화와 회전 변형이 있는 완성형 바탕체 한글 2,350자를 대상으로 모의 실험을 수행하였다. 제안한 알고리즘은 기존의 고리 투영 알고리즘보다 크기 변화와 회전 변형이 있는 한글 인식에 있어서 우수함을 보였다.

### Abstract

This thesis deals with a novel font-dependent Hangeul recognition algorithm invariant to position translation, scaling, and rotation using circular pattern vectors. The proposed algorithm removes noise from input letters using binary morphology and generates the circular pattern vectors. The generated circular pattern vectors represent spatial distributions on several concentric circles from the center of gravity in a given letter. Then the algorithm selects the letter minimizing the distance between the reference vectors and the generated circular pattern vectors. In order to estimate performances of the proposed algorithm, the completed Batang Hangeul 2,350 letters were used as test images with scaling and rotational transformations. Experimental results show that the proposed algorithm are better than conventional algorithm using the ring projection in the recognition rates of Hangeul letters with scaling and rotational transformation.

### I. 서 론

컴퓨터 기술의 급속한 발달에 따라 대부분의 정보는 컴퓨터에 저장되고 있다. 그러나 현존하는 대부분의 정보는 문서 위에 문자나 그림 등의 형태로 저장되고 있으며, 이렇게 문서 위에 저장된 정보를 효율적으로 처

리하고 관리하기 위해서는 컴퓨터가 인식할 수 있는 형태로 정보를 변환해야 한다. 특히 문서자료의 양이 방대할 경우, 키보드를 통한 입력은 많은 시간과 비용을 필요로 하기 때문에 매우 비효율적이다. 따라서 문서 속에 포함된 많은 정보를 자동으로 판독하여 컴퓨터에 입력시켜 주는 문자 인식 시스템은 오래 전부터 연구되어 왔다<sup>[1]</sup>.

최근 들어, 패턴 인식에 대한 지속적인 연구가 이루어짐에 따라 변형이 없는 문자 인식에 있어서는 그 성능이 높은 수준에 이르렀다. 그러나 패턴의 위치 이동,

\* 正會員, 亞州大學校 電子工學部  
(Division of Electronics Engineering, Ajou University)  
接受日字:1999年12月31日, 수정완료일:2001年2月19日

크기 변화 그리고 회전에 의해서 문자의 형태가 변형 되었을 때에는 인식이 현저히 저하되는 문제점이 있다. 그러므로 패턴의 위치 이동, 크기 변화 그리고 회전 변형에도 무관하게 문자를 인식할 수 있는 알고리즘이 요구되고 있다.

문서의 위치 이동, 크기 변화 그리고 회전 변형에 무관한 패턴 인식은 일정한 각도로 회전되어 복사된 문서나 도형과 문자가 혼용된 문서를 인식하는데 효과적으로 사용될 수 있다. 이러한 위치 이동이나 크기 그리고 회전 변형에 무관한 패턴 인식을 위한 다양한 방식이 연구되고 있다. 특히, Chan 등은 입력 영상에 포함된 물체 형상의 특징(OSF)들을 특징벡터로 사용하여 위치, 크기 그리고 회전에 무관한 패턴 인식을 연구하였다<sup>[2-3]</sup>. 이 방식은 시간이 오래 걸리며, 특징 벡터를 생성하는 기준에 따라 인식 결과의 차이가 커지기 때문에 많은 실험을 거친 특징 벡터이어야만 좋은 결과를 얻을 수 있다. 그리고 Weiman 등은 위치 이동과 크기 변화에 대하여 불변 특성을 갖는 푸리에 맵린 변환과 회전 이동에 대하여 불변성을 보장하는 기하학적 변환을 결합한 GFMT(Geometrical Fourier Mellin Transform)을 이용한 패턴 인식을 연구하였다<sup>[4-5]</sup>. 두 번의 푸리에 변환으로 인하여 입력 영상의 정보를 너무 많이 잃게 되고, 영상 영역화로 생길 수 있는 입력 패턴 주위의 잡음으로 인해 위치 이동에 대한 정규화가 제대로 이루어지지 않아 원하지 않는 결과를 초래할 수도 있다. 또한 Hu 등은 입력 영상에 존재하는 모멘트 불변성(Moment Invariance)을 특징 벡터로 이용하여 위치, 크기 그리고 회전에 무관한 패턴 인식을 연구하였다<sup>[6-10]</sup>. 이 방식은 특징 벡터의 수가 적은 반면에 잡음에 매우 민감하게 반응하는 단점을 가지고 있다. 권희용 등은 복소-대수 사상과 수정된 이차 신경망을 이용한 회전 및 크기 변형에 무관한 패턴 인식을 제안하였다. 이 방식은 비교적 우수한 성능을 보이고 있다. 그러나 적은 수의 간단한 실험 영상을 대상으로 하였기 때문에, 실험 영상이 증가하게 되면 우수한 성능을 나타내지 못할 수도 있다<sup>[11]</sup>.

한편, 이성환 등은 이전의 제약점을 완화시키기 위해 고리 투영(ring projection)을 이용하여 위치, 크기 그리고 회전 변형에 무관한 한글 문자 인식을 제안하였다<sup>[12]</sup>. 고리 투영을 이용한 알고리즘은 입력된 문자 영상에 대하여 크기의 정규화를 거친 뒤, 문자에 대한 x, y 좌표 값들의 합을 검은 화소의 수로 나누어 도심을 계산

한다. 그런 다음 그 도심을 원의 중심으로 하여 반지름을 1씩 증가시키면서 고리 패턴(ring pattern)을 생성하게 된다. 각각의 고리 패턴에 포함된 검은 화소의 면적을 구한 후, 각각의 면적을 누적시켜 기준벡터를 생성한다. 생성된 기준벡터는 여러 문자를 식별하는데 사용하게 된다. 고리 투영 방식은 이전에 연구되었던 여러 알고리즘에 비하여 상대적으로 간단하고 빠른 수행 속도를 가지는 특징이 있다. 그러나 고리 투영을 이용한 알고리즘은 크기의 정규화 과정에서 일그러짐과 잡음 등의 발생으로 인식이 저하됨을 확인할 수 있다. 특히, 크기와 회전 변형이 있는 문자인식에 있어 상대적으로 저조한 인식을 보이고 있다.

본 논문에서는 단일 글꼴에 의존하는 원형 패턴 벡터를 이용하여 위치 이동, 크기 변화 그리고 회전 변형에 무관한 인쇄체 한글 인식 알고리즘을 제안한다<sup>[13]</sup>. 제안된 원형 패턴 벡터는 기존의 고리 투영 방식과 달리 크기의 정규화 과정을 거치지 않은 상태에서 입력 문자 영상의 도심을 구하고, 그 도심을 원의 중심으로 하여 평균거리에 비례하는 반지름을 일정 각도씩 회전함으로써 생성된 원주 상에 놓인 공간적인 분포를 고려하여 생성한 벡터이다. 원형 패턴과 글자가 겹치는 부분은 '1'의 심벌을 할당하고 겹치지 않는 부분은 '0'의 심벌을 할당하여 원형 패턴 벡터를 생성하게 된다. 원형 패턴 벡터는 문자의 다양한 공간적 분포 특성에 따라 생성되기 때문에 많은 유사성을 갖는 인쇄체 한글 문자들을 구별하는 중요한 기준으로 사용될 수 있다.

II 장에서는 원형 패턴 벡터를 이용한 인쇄체 한글 인식 알고리즘을 설명한다. 그리고 III 장에서는 제안된 알고리즘의 성능 평가를 위해 실험 결과를 제시한다. 마지막으로 IV 장에서는 결론 및 향후 연구과제를 제시한다.

## II. 원형 패턴 벡터를 이용한 인쇄체 한글 인식 알고리즘

본 논문에서 제안하는 원형 패턴 벡터를 이용한 위치 이동, 크기 변화 그리고 회전에 무관한 인쇄체 한글 인식 알고리즘의 처리 과정은 그림 1과 같다.

### 1. 전처리 과정

전처리 과정은 문자 내에 존재하는 잡음을 제거하기 위한 과정으로 2진 형태론(binary morphology)의 열림

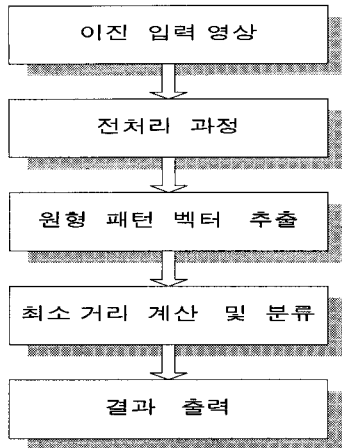


그림 1. 알고리즘의 처리 과정  
Fig. 1. Flow chart of algorithm.

연산자(opening operator)와 불임 연산자(closing operator)를 이용하여 잡음을 제거하였다<sup>[14]</sup>. 열림 연산(opening)과 불임 연산(closing)은 다음과 같이 정의된다.

$$\text{열림: } A \cdot B = (A \ominus B) \oplus B, \quad (1)$$

$$\text{불임: } A \cdot B = (A \oplus B) \ominus B. \quad (2)$$

여기서 B는 2진 형태론에 사용된 형태소이다. 실제로 있어서 불림 연산(dilation)과 녹임 연산(erosion)은 쌍을 이루어 사용된다. 즉 녹임 연산 후에 불림 연산을 사용하든지, 또는 불림 연산 후에 이어서 녹임 연산이 사용된다. 이들 연산들은 영상의 전체적인 기하학적 구조에 변화를 가하지 않으면서 형태소보다 작은 미세한 부분을 제거하는 기능을 가지고 있다. 전자를 열림(opening)이라 하고 경계 면을 부드럽게 하며, 작은 고립점이나 날카로운 꼭지부분을 제거한다. 후자를 불임(closing)이라 하고 경계 면을 부드럽게 하며, 길고 얇은 만 부분을 녹이고 작은 구멍이나 경계 부분의 틈을 채워준다.

2. 원형 패턴 벡터 추출

입력 문자의 위치 이동, 크기 변화 그리고 회전에 무관한 특성을 추출하기 위해 원형 패턴 벡터 생성 알고리즘을 사용하였다. 원형 패턴 벡터는 그림 2에서 보듯이 문자 위에 놓여진 원에 의해서 나누어지는 원주의 분포를 고려한 것이다. 원의 중심은 문자의 도심에 맞추고, 원의 반지름은 문자의 도심과 평균거리에 비례해서 만들어진다. 이런 과정에 의해 만들어진 원형 패턴 분포

는 문자의 이동이나 회전에 무관한 특성을 갖게 된다. 그리고 크기 변화에 무관한 특성을 가지려면, 원형 패턴 벡터 성분의 수를 정규화하면 된다. 결국, 원형 패턴 벡터는 다음과 같은 처리과정을 거친 후에 생성된다. 모든 문자의 집합  $S_n$ 에 대해서,  $n \in N_s = \{1, 2, \dots, M\}$ 이다.

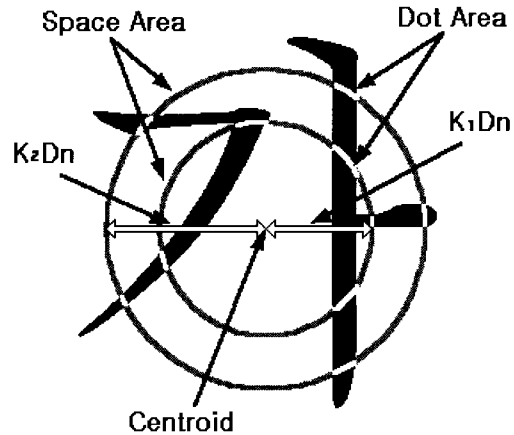


그림 2. '가'에 대한 원형 패턴 생성 예  
Fig. 2. Example of circular pattern vector generation for '가'.

1) 도심(  $\overline{X_{cent}}, \overline{Y_{cent}}$  )과 평균거리  $D_n$

도심(  $\overline{X_{cent}}, \overline{Y_{cent}}$  )은 문자집합  $S_n$ 에 속하는 모든 영상 좌표(x, y)에 대하여, 각각의 좌표 x, y들의 합을 구한 뒤,  $A_n$ (검은 화소의 개수)로 나누어서 계산되는 문자의 중심이다. 다시 말해, 도심은 문자 영상의 검은 화소(black pixel)에 해당되는 좌표 x, y의 합을 구한 뒤, 검은 화소의 개수로 나누어 계산된 값을 의미한다. 이와 같은 방식의 적용은 문자집합  $S_n$  주위에 잡음이 있을 경우 에러를 발생할 수 있으므로 전처리 과정을 통하여 잡음을 제거할 필요성이 있다. 도심은 식 (3)과 같이 정의된다.

$$(\overline{X_{cent}}, \overline{Y_{cent}}) = \left( \frac{1}{A_n} \sum_{(x,y) \in S_n} x, \frac{1}{A_n} \sum_{(x,y) \in S_n} y \right). \quad (3)$$

평균거리(  $D_n$  )는 도심(  $\overline{X_{cent}}, \overline{Y_{cent}}$  )으로부터 문자집합  $S_n$ 에 속하는 모든 영상 좌표(x, y)에 대한 거리를 구하며, 그 거리들의 합을 검은 화소의 개수로 나누어 계산된 값을 의미한다. 즉, 평균거리는 도심으로부터 각각의 검은 화소에 대한 거리들의 평균을 의미한다. 평균거리는 식 (4)와 같이 정의된다.

$$D_n = \frac{1}{A_n} \sum_{(x,y) \in S_n} \sqrt{(x - \bar{X}_{cent})^2 + (y - \bar{Y}_{cent})^2}. \quad (4)$$

여기서,  $A_n$ 은  $S_n$ 의 원소 개수이다.

#### 2) 원형 패턴 벡터 성분 $c_{nm}$

도심( $\bar{X}_{cent}, \bar{Y}_{cent}$ )을 원의 중심으로 하고 반지름  $k_n D_n$ 인  $n$ 번째 원에 대해서 수평축을 기준으로 반시계 방향으로  $\theta$ 만큼씩 회전하면서 벡터 성분 값을 추출한다.  $n$ 번째 원의  $m$ 개만큼의 회전을 통해 얻어지는 각각의 원형 패턴 벡터 성분  $c_{nm}$ 은 식 (5)과 같이 정의된다.

$$c_{nm} = (k_n D_n \cdot \cos[\theta \cdot (m-1)], k_n D_n \cdot \sin[\theta \cdot (m-1)]). \quad (5)$$

여기서,  $k_n$ 은 비례상수이다. 그리고  $n$ 은 원형 패턴의 개수를 의미하고  $m$ 은 원형 패턴 벡터 성분 수를 의미하는데  $1 \leq m \leq 360/\theta$ 를 만족하는 정수이다.

#### 3) 원형 패턴 벡터 $C_n$

식 (5)으로 표현되는 각각의 원형 패턴 벡터 성분  $c_{nm}$ 으로 구성된 결과적인 원형 패턴 벡터  $C_n$ 은 다음과 같이 정의된다.

$$C_n = (c_{n1}, c_{n2}, c_{n3}, \dots, c_{nm}). \quad (6)$$

여기서,  $c_{nm}$ 은 원호의 분포를 따라 읽은 것이고 2진 레벨(binary level)로 표현된다. 문자와 원형 패턴이 겹치는 부분은 1의 벡터 성분을, 겹치지 않으면 0의 벡터 성분을 할당한다. 결국, 식 (3)을 이용하여 입력 문자에 대한 무게 중심을 구한 다음 이 무게중심을 도심으로 놓는다. 그리고 반지름  $k_n D_n$ 은 각각의 비례상수  $k_n$ 와 원의 중심으로부터 문자까지의 평균거리  $D_n$ 을 곱하여 계산된다. 이렇게 계산된 도심을 기준으로 반지름  $k_n D_n$ 인 원을 반시계 방향으로  $\theta$ 만큼씩 회전하면서 그리게 된다.

#### 4) 원형 패턴 벡터 길이의 정규화 $\hat{C}_n$

원형 패턴 벡터  $C_n$ 이 크기 변화에 무관한 특성을 갖기 위해 벡터 성분의 개수를 일정한  $K$ 개로 정규화시켜준다. 만약, 벡터 성분의 개수  $K$ 를 너무 크게 만든다면 그 만큼 벡터간의 비교 횟수가 증가하여 계산 시간이 길어질 것이고, 그렇다고  $K$ 를 너무 작게 만들면 그 만큼 문자의 공간적인 특성을 효과적으로 나타낼 수 없게 된다. 그러므로 공간적인 특성을 고려하면서

계산 속도를 줄이는 방법을 생각해야 한다. 원형 패턴 벡터  $C_n$ 을  $L$ 개의 동일한 길이를 갖는  $M$ 개의 부분 벡터로 나눈다. 즉,  $K=L \times M$ 이 되고  $M$ 개의 부분 벡터는 다음 예와 같이 평균화된다. 예를 들어  $K=30$ 이고  $L=3$ 이라고 한다면,  $C_n$ 은 다음과 같이 평균화된 원형 패턴 벡터  $\hat{C}_n$ 으로 바뀌게 된다.

$$\begin{aligned} C_n &= (00111100011011111111011101111) \\ &= (001, 111, 000, 110, 111, 100, 000, 011, 101, 111), \\ \hat{C}_n &= (0101100111). \end{aligned} \quad (7)$$

여기서, 평균화 과정은  $L$  개수 단위로 각 부분 벡터의 1이나 0의 다수를 계산하여 1이 다수이면 1로 할당하고, 0이 다수이면 0으로 할당한다. 이러한 평균화 과정을 거침으로써 문자의 공간적인 특성을 고려하면서 원형 패턴 벡터의 성분 수를 줄일 수 있다. 또한 평균화 과정은 임펄스성 잡음(impulse noise) 제거와 저역 통과 여파기(lowpass filter)의 효과를 얻을 수 있다. 그러나 입력된 문자의 크기가 너무 클 경우에는 문자의 공간적인 특성을 소실할 수 있으므로  $L$ 의 개수를 실험을 통하여 얻은 적절한 값으로 설정할 필요가 있다.

이렇게 생성된 원형 패턴 벡터는 문자의 회전으로 발생하는 변형에 무관한 특성을 가진다. 그리고 한 입력 문자에 대한 원형 패턴의 개수를 증가시킴으로써 인식률을 현저히 향상시킬 수 있다. 그러나 사용된 원형 패턴의 개수는 알고리즘 수행 시간과 직접적인 관계가 있으므로 실험적인 결과에 의하여 얻어진 적당한 원형 패턴의 개수를 사용하여야 한다.

### 3. 최소거리 계산 및 분류

주어진 기준 문자  $S_n$ 의 원형 패턴 벡터를  $C_n$ 이라 하고 실험 문자  $X$ 의 원형 패턴 벡터를  $C_x$ 라 할 때, 두 벡터간의 비교를 어떻게 할 것인가를 생각해 보자. 두 벡터간의 비교를 위하여 원수열의 순환 이동 기술을 사용한다. 그리고  $C_x^r$ 는  $C_x$ 을 왼쪽에서 오른쪽으로  $r$ 만큼 순환 이동한 벡터(circular shift vectors)라고 놓고 두 개의 길이가 같은 벡터  $A$ 와  $B$ 의 거리를  $d(A, B)$ 라고 놓는다. 그런 다음  $C_n$ 과  $C_x^r$ 의 최소거리를  $d_c(C_x, C_n)$ 라고 정의한다. 이것은 나중에  $C_n$ 과  $C_x^r$ 의 최소거리를 비교하는 중요한 기준으로 사용된다.

$$d_c(C_x, C_n) = \min_{r \in R} d(C_x^r, C_n). \quad (8)$$

여기서, R은 오른쪽 그리고 왼쪽 이동 범위로 다음 식 (9)와 같다.

$$R = \{-W, -W+1, \dots, W-1, W \mid W = \frac{K}{2}\}. \quad (9)$$

여기서, K는 원형 패턴 벡터 성분의 전체 개수이다. 결국, 실험 문자 X를 인식하는 문제는  $d_c(C_x, C_n)$ 을 최소로 하는 n을 찾아내는데 있다. 그러므로 식 (10)과 같이 모든 n에 대해서  $d_c(C_x, C_n)$ 을 최소로 하는 n이 i 라면, 우리가 모르는 문자 X는  $S_i$ 에 속한다고 말할 수 있다.

$$i = \arg \left\{ \min_{n \in N_s} d_c(C_x, C_n) \right\}. \quad (10)$$

다음으로 여러 개의 원형 패턴을 사용하는 경우, 원형 패턴 벡터 그룹의 벡터간 거리를 계산하는 것에 대하여 살펴보자. 그것은 다음 식 (11)과 같이 정의할 수 있다.

$$d_c(C_x, C_n) = \min_{r \in R} \{d(C_x^r, C_n)_{k_1} + d(C_x^r, C_n)_{k_2} + \dots\}. \quad (11)$$

여기서,  $d(C_x^r, C_n)_{k_i}$ 는  $k_i$ 배의 평균거리  $k_i D_n$ 을 반지름으로 하는 원으로부터 생성되는 원형 패턴 벡터  $C_n$ 과  $C_x^r$  사이의 벡터 거리에 해당한다. 그러므로 그룹 원형 패턴 벡터의 이동에 의한 거리는 각기 다른 반지름의 원으로부터 생겨난 벡터들을 동시에 한 칸씩 순환 이동하면서 계산한 가장 짧은 거리를 의미한다. 결국, 기준이 되는 문자에 대한 원형 패턴 벡터와 실험 문자에 대한 원형 패턴 벡터간의 최소거리를 갖는 벡터를 찾아 분류한다. 다시 말해, 각각의 기준 원형 패턴 벡터에 대하여 실험 원형 패턴 벡터를 동시에 한 칸씩 순환이동 시키면서 최소거리가 되는 벡터를 찾는다. 그리고 실험 원형 패턴 벡터는 최소거리를 갖는 기준 원형 패턴 벡터에 해당하는 문자로 인식된다.

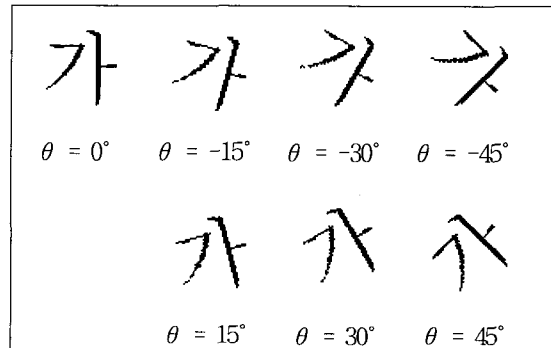
### III. 실험 결과

#### 1. 실험 대상 및 기준

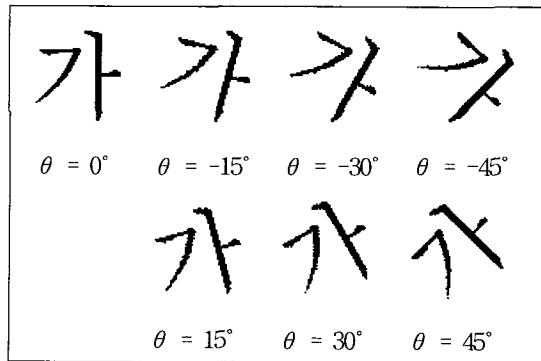
본 논문에서는 기존의 고리 투영을 이용한 인쇄체 한글 인식과 제안된 원형 패턴 벡터를 이용한 인쇄체

한글 인식 알고리즘의 성능을 평가하기 위해 다양한 기준으로 나누어 실험하였다. 본 실험에 사용된 문자는 완성형 바탕체 한글 2,350자이며, 이 문자들에 대한 크기 변화율은 기준 문자 크기에 대하여 1.0, 1.2 그리고 1.5의 변화율을 주었고, 문자의 회전 각도는  $-45^\circ$ ,  $-30^\circ$ ,  $-15^\circ$ ,  $0^\circ$ ,  $15^\circ$ ,  $30^\circ$  그리고  $45^\circ$ 로 주어 인식률을 평가하였다. 그림 3은 크기 변화율과 회전 변형에 따른 문자 '가'의 상태를 나타낸 것이다.

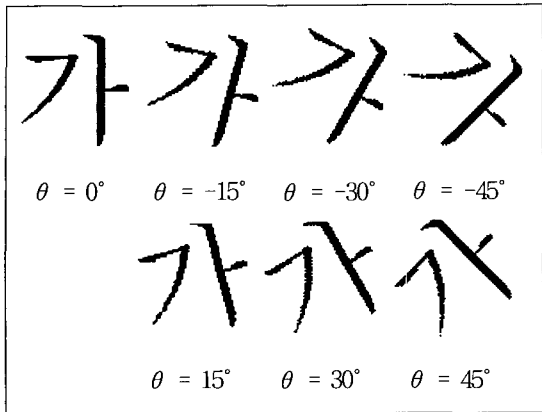
기존의 고리 투영을 이용한 알고리즘에 대한 성능 평가를 위해, 특성 벡터의 길이 L을 32개와 120개로 나누어 인식률을 평가하였다. 그리고 본 논문에서 제안된 원형 패턴 벡터를 이용한 알고리즘에 대한 성능 평가를 위해, 원형 패턴 벡터를 생성하는 방식을 두 가지로 나누어 생성하였다. 하나는  $\theta$ 값을  $1^\circ$ 씩 회전시켜서 360개의 원형 패턴 벡터 성분을 생성한 다음 원형 패턴 벡터의 길이 L을 120개로 정규화 하였고, 다른 하나는  $\theta$ 값을  $3^\circ$ 씩 회전시켜서 생성된 120개의 원형 패턴 벡터 성분을 원형 패턴 벡터로 사용하였다. 그리고 실험에 사용된 원형 패턴의 개수는  $n=2$ ( $k_1=0.9, k_2=1.1$ ),  $n=3$ ( $k_1=0.8, k_2=1.0, k_3=1.2$ ), 그리고  $n=5$ ( $k_1=0.6, k_2=0.8, k_3=1.0, k_4=1.2, k_5=1.4$ )이다.



(a)



(b)



(c)

그림 3. '가'에 대한 크기 변화율과 회전각도  
(a) 크기 변화율 1.0 (b) 크기 변화율 1.2 (c) 크기 변화율 1.5

Fig. 3. Scaling rate and rotation angles for '가'.  
(a) Scaling rate 1.0 (b) Scaling rate 1.2 (c) Scaling rate 1.5

그림 4는 회전 변형이 없고 크기 변화율이 1.0인 입력 문자 '가'자에 대하여 2개의 원형 패턴을 생성한 예를 나타내고 있다. 그림 4 (a)는 입력 문자 '가'자에 대하여 2개의 원형 패턴을 생성한 예를 보여 주고 있고, 그림 4 (b)는 수평축으로 기준으로 반시계 방향으로 원형 패턴을 따라 생성된 벡터의 성분 분포를 나타내고 있다. 여기서, DOT AREA는 원형 패턴과 문자가 겹치는 부분으로 '1'의 벡터 성분을 가지고, SPACE AREA는 원형 패턴과 문자가 겹치지 않는 부분으로 '0'의 벡터 성분을 가진다. 그리고 원형 패턴 벡터 성분의 개수는 120개로 정규화 되어 있다. 이렇게 생성된 기준 원형 패턴 벡터는 다른 실험 원형 패턴 벡터들과 비교하여 최소거리에 해당하는 문자를 인식하는 중요한 기준으로 이용된다.

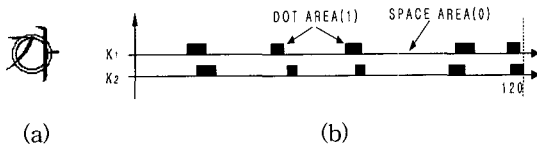


그림 4. '가'에 대한 기준 원형 패턴 벡터 ( $k_1=0.9, k_2=1.1, \theta=0^\circ$ )  
Fig. 4. Reference circular pattern vector for '가' ( $k_1=0.9, k_2=1.1, \theta=0^\circ$ )

2. 인식과 오인식 예

제안된 알고리즘에 대한 성능은 인식에 성공한 경우

와 실패한 경우로 나누어 분석하였고, 원형 패턴의 개수가 2개 일 때를 고려하여 분석하였다.

1) 인식에 성공한 예

우선, 인식에 성공한 경우의 예를 들어본다. 문자 중 '범'자와 '법'자는 어느 정도 유사성을 가지고 있는데도 불구하고 문자를 인식하는데 성공하였다. 이렇게 '범'자와 '법'자를 오인식 하지 않은 것은 두 특성 벡터간에 일정한 차이를 보이고 있기 때문이다. 그림 5를 보면 검은 영역의 분포가 어느 정도 차이가 있는 것을 볼 수 있다.

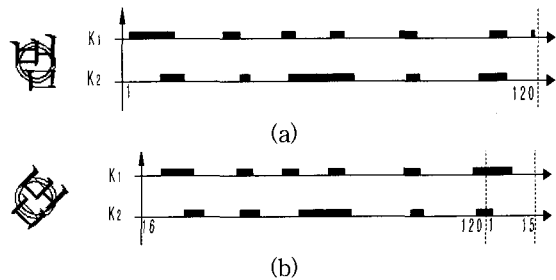


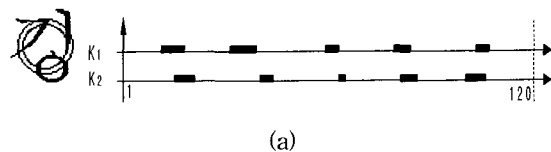
그림 5. '범'과 '법'에 대한 특성벡터 비교  
(a) '범'에 대한 기준 원형 패턴 벡터 ( $k_1=0.9, k_2=1.1, \theta=0^\circ$ )  
(b) '법'에 대한 실험 원형 패턴 벡터 ( $k_1=0.9, k_2=1.1, \theta=-45^\circ$ )

Fig. 5. Comparison of characteristic vector for '범' and '법'

(a) Reference circular pattern vector for '범' ( $k_1=0.9, k_2=1.1, \theta=0^\circ$ )  
(b) Experimental circular pattern vector for '법' ( $k_1=0.9, k_2=1.1, \theta=-45^\circ$ )

2) 인식에 실패한 예

인식에 실패한 경우는 모음과 자음의 유사성에 의하여 오인식이 발생하였다. 먼저, 모음의 유사성에 의하여 발생한 오인식에 대하여 살펴보자. 대부분의 오인식은 모음의 유사성으로 발생하였다. 오인식한 문자 중 '경'자의 경우를 살펴보자. 이 경우 '경'자가 '깁'자로 오인식 되었는데 두 문자는 어느 정도 유사성을 가지고 있고 원형 패턴 벡터도 어느 정도 유사한 분포를 갖고 있어 문자를 오인식 하였다. 그림 6은 '깁'자와 '경'자의 특성벡터가 유사한 분포를 나타남을 보여주고 있다.



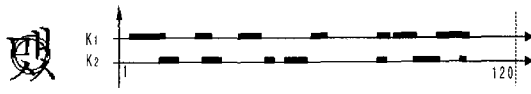
(a)



(b)

그림 6. '강'과 '경'에 대한 특성벡터 비교  
 (a) '강'에 대한 기준 원형 패턴 벡터(  $k_1=0.9$ ,  $k_2=1.1$ ,  $\theta=0^\circ$  )  
 (b) '경'에 대한 실험 원형 패턴 벡터(  $k_1=0.9$ ,  $k_2=1.1$ ,  $\theta=-45^\circ$  )

Fig. 6. Comparison of characteristic vector for '강' and '경'  
 (a) Reference circular pattern vector for '강' (  $k_1=0.9$ ,  $k_2=1.1$ ,  $\theta=0^\circ$  )  
 (b) Experimental circular pattern vector for '경' (  $k_1=0.9$ ,  $k_2=1.1$ ,  $\theta=-45^\circ$  )



(a)



(b)

그림 7. '땡'과 '땡'에 대한 특성벡터 비교  
 (a) '땡'에 대한 기준 원형 패턴 벡터(  $k_1=0.9$ ,  $k_2=1.1$ ,  $\theta=0^\circ$  )  
 (b) '땡'에 대한 실험 원형 패턴 벡터(  $k_1=0.9$ ,  $k_2=1.1$ ,  $\theta=-45^\circ$  )

Fig. 7. Comparison of characteristic vector for '땡' and '땡'  
 (a) Reference circular pattern vector for '땡' (  $k_1=0.9$ ,  $k_2=1.1$ ,  $\theta=0^\circ$  )  
 (b) Experimental circular pattern vector for '땡' (  $k_1=0.9$ ,  $k_2=1.1$ ,  $\theta=-45^\circ$  )

다음으로 자음의 유사성에 의하여 발생한 오인식에 대하여 살펴보자. 자음의 유사성에 의한 오인식은 아주 드물게 나타났으며, 문자중 대표적으로 '땡'자가 '땡'자로 오인식 되었다. 두 문자 역시 어느 정도 형태상의 유사성을 가지고 있고 원형 패턴의 특성 벡터가 거의 유사한 분포를 가지기 때문에 오인식 되었다. 그림 7은 '땡'자와 '땡'자에 대한 특성벡터가 유사한 분포로 나타남을 보여주고 있다.

결국, 자음과 모음의 유사성으로 인한 오인식은 원형

패턴이 두 문자가 서로 구별될 수 있는 영역을 지나지 않음으로 인하여 발생하였다. 이러한 오인식은 원형 패턴의 개수를 증가시킴으로써 감소시킬 수 있었다.

### 3. 실험 성능 분석

#### 1) 기존의 고리 투영을 이용한 방식

고리 투영을 이용한 알고리즘은 표 1과 표 2에 나타난 것처럼 전반적으로 본 논문에서 제안된 방식보다 저조한 인식률을 보이고 있다. 이처럼 고리 투영을 이용한 방식이 저조한 인식률을 보이고 있는 가장 큰 요인은 크기의 정규화나 회전 변형으로 발생한다. 크기의 정규화나 회전 변형 과정에서 실수영역을 정수영역으로 사상시키는 경우가 발생하게 되는데 이때 사상되는 영역이 중첩되거나 비어 버리게 됨으로써 원 영상의 정보 손실을 가져오기 때문에 인식률이 감소하게 되었다.

특성 벡터의 길이에 따른 인식률의 변화를 살펴보기 위해, 특성 벡터의 길이가 32일 때와 120일 때로 나누어 모의 실험하였다. 표 1과 표 2에 나타난 것처럼 특성 벡터의 길이가 증가하면서 인식률도 향상되는 것을 볼 수 있다. 특성 벡터의 길이가 증가하게되면 문자에 대한 공간적인 특성을 좀더 세분화시킴으로써 문자간의 구별력을 높게 됨으로 인식률은 증가하게 된다. 그러나 무제한적인 특성 벡터의 길이 증가는 알고리즘 수행 속도와 직접적인 관계를 가지고 있으므로 실험적인 결과에 따른 적절한 특성 벡터의 길이를 선택해야 한다.

#### 2) 제안된 원형 패턴 벡터를 이용한 방식

원형 패턴 벡터를 이용한 방식은 표 3과 표 4에 나타난 것처럼 기존의 고리 투영을 이용한 방식보다 전반적으로 우수한 인식률을 보이고 있다. 이처럼 제안된 방식이 기존의 방식보다 우수한 인식률을 보이는 가장 큰 요인은 영상에 대한 크기의 정규화 과정을 거치지 않는다는 점이다. 즉, 크기의 정규화 과정을 거치지 않고 입력되는 영상 자체에 대하여 원형 패턴 벡터를 생성하기 때문에 화소의 중첩이나 빈 화소의 발생에 따른 인식률 저하를 감소시킬 수 있었다.

원형 패턴 벡터는 수평축을 기준으로 하여 도심으로부터 평균거리에 위치한 지점을  $\theta$ 만큼씩 회전하면서 생성하게 된다. 원형 패턴 벡터를 생성하는 회전각도 변화에 따른 인식률 변화를 살펴보기 위해,  $1^\circ$  씩 회전하면서 생성한 원형 패턴 벡터와  $3^\circ$  씩 회전하면서 생

표 1. 고리 투영 방식을 이용한 인식 결과(L=32)

Table 1. Recognition result using the ring projection method(L=32).

크기 변화율	회전 각도에 따른 인식률(%)							평균 인식률(%)
	-45	-30	-15	0	15	30	45	
1.0	90.4	91.3	93.4	100	93.5	91.4	90.5	92.92
1.2	89.3	90.2	90.7	91.3	90.8	89.3	89.5	90.15
1.5	88.1	88.8	89.6	90.9	89.7	88.9	88.2	89.17
평균인식률(%)	89.26	90.10	91.23	94.06	91.33	89.86	89.40	90.74

표 2. 고리 투영 방식을 이용한 인식 결과(L=120)

Table 2. Recognition result using the ring projection method(L=120).

크기 변화율	회전 각도에 따른 인식률(%)							평균 인식률(%)
	-45	-30	-15	0	15	30	45	
1.0	91.7	92.5	94.3	100	94.2	92.4	91.6	93.81
1.2	90.3	90.8	91.7	92.3	91.8	90.5	90.1	91.07
1.5	89.1	89.6	90.4	91.8	90.3	89.8	89.2	90.02
평균인식률(%)	90.36	90.96	92.13	94.70	92.10	90.90	90.30	91.63

표 3. 완성형 바탕체 한글 2,350자에 대한 인식 결과( $\theta=1^\circ$ , L=120)Table 3. Recognition result for completed Batang Hangeul 2,350 letters( $\theta=1^\circ$ , L=120)

크기 변화율	원형 패턴 개수	회전 각도에 따른 인식률(%)							평균 인식률(%)
		-45	-30	-15	0	15	30	45	
1.0	2	98.6	99.2	99.6	100	99.5	99.3	98.7	99.27
	3	99.7	99.4	99.9	100	99.9	99.5	99.6	99.71
	5	99.9	100	100	100	100	99.9	99.9	99.95
1.2	2	95.3	95.6	96.3	96.8	96.2	95.9	95.2	95.90
	3	97.0	97.4	97.6	97.9	97.5	97.3	97.1	97.40
	5	99.1	99.2	99.5	99.4	99.3	99.2	99.0	99.24
1.5	2	96.8	96.9	97.0	97.2	96.9	96.8	96.7	96.90
	3	98.1	98.3	98.5	98.7	98.4	98.3	97.8	98.30
	5	99.5	99.5	99.6	99.8	99.6	99.6	99.5	99.58
평균인식률(%)		98.22	98.38	98.66	98.86	98.58	98.42	98.16	98.46

표 4. 완성형 바탕체 한글 2,350자에 대한 인식 결과( $\theta=3^\circ$ , L=120)Table 4. Recognition result for Completed Batang Hangeul 2,350 letters( $\theta=3^\circ$ , L=120)

크기 변화율	원형 패턴 개수	회전 각도에 따른 인식률(%)							평균 인식률(%)
		-45	-30	-15	0	15	30	45	
1.0	2	98.5	99.0	99.1	100	99.3	98.9	98.5	99.04
	3	99.5	99.4	99.9	100	99.9	99.4	99.5	99.65
	5	99.9	99.9	100	100	100	99.9	99.9	99.94
1.2	2	94.4	95.4	95.3	96.3	95.8	95.2	94.4	95.25
	3	96.8	97.5	97.4	97.8	97.5	97.1	96.8	97.27
	5	99.1	99.2	99.4	99.2	99.2	99.2	98.8	99.15
1.5	2	96.8	96.9	97.2	97.2	96.8	96.3	96.7	96.84
	3	97.8	98.1	98.2	98.6	98.3	98.2	97.7	98.12
	5	99.4	99.4	99.5	99.5	99.5	99.5	99.4	99.45
평균인식률(%)		98.02	98.31	98.44	98.73	98.47	98.18	97.96	98.30



표 5. 기준 문자 집단에 대한 인식 결과( $\theta=1^\circ$ , L=120)

Table. 5. Recognition result for reference letter group( $\theta=1^\circ$ , L=120).

크기 변화율	원형 패턴 개수	회전 각도에 따른 인식률(%)							평균 인식률(%)
		-45	-30	-15	0	15	30	45	
1.0	2	98.6	99.2	99.6	100	99.5	99.3	98.7	99.27
	3	99.7	99.4	99.9	100	99.9	99.5	99.6	99.71
	5	99.9	100	100	100	100	99.9	99.9	99.95
1.2	2	95.3	95.6	96.3	96.8	96.2	95.9	95.2	95.90
	3	97.0	97.4	97.6	97.9	97.5	97.3	97.1	97.40
	5	99.1	99.2	99.5	99.4	99.3	99.2	99.0	99.24
1.5	2	96.8	96.9	97.0	97.2	96.9	96.8	96.7	96.90
	3	98.1	98.3	98.5	98.7	98.4	98.3	97.8	98.30
	5	99.5	99.5	99.6	99.8	99.6	99.6	99.5	99.58
평균인식률(%)		98.22	98.38	98.66	98.86	98.58	98.42	98.16	98.46

표 6. 실험 문자 집단 1에 대한 인식 결과( $\theta=1^\circ$ , L=120)

Table. 6. Recognition result for experimental letter group 1.

크기 변화율	원형 패턴 개수	회전 각도에 따른 인식률(%)							평균 인식률(%)
		-45	-30	-15	0	15	30	45	
1.0	2	98.4	98.5	99.1	99.4	99.0	98.5	98.2	98.72
	3	98.6	98.7	99.5	99.7	99.4	98.8	98.6	99.04
	5	98.7	99.2	99.6	99.9	99.5	99.0	98.8	99.24
1.2	2	95.3	95.6	96.0	96.4	95.9	95.7	95.5	95.77
	3	96.5	96.7	97.1	97.8	97.2	96.9	96.4	96.94
	5	97.6	98.1	98.3	99.0	98.2	97.8	97.7	98.10
1.5	2	95.9	96.2	96.5	97.0	96.6	96.2	95.8	96.31
	3	97.6	97.8	98.3	98.5	98.1	97.9	97.5	97.95
	5	98.3	98.7	99.0	99.7	98.9	98.5	98.2	98.75
평균인식률(%)		97.43	97.72	98.15	98.60	98.08	97.70	97.41	97.87

성한 원형 패턴 벡터의 인식률을 표 3과 표 4에 나타내었다. 표 3에서 보는 것처럼 회전각도가  $1^\circ$  일 때 인식률이 더 좋게 나타났다. 회전하는 각도가 조밀하게 되면 문자 패턴에 대한 공간적인 분포를 좀더 효과적으로 나타낼 수 있고 임펄스성 잡음을 제거하는데 용이하기 때문이다.

3) 제안된 알고리즘의 성능 평가

제안된 알고리즘의 성능 평가를 위해, 특성 벡터를 생성하는 기준이 되는 문자 집단과 임의로 스캔된 5개의 실험 문자 집단(한글 2,350자)에 대하여 성능을 평가하였다. 표 5는 기준 문자 집단에 대하여 알고리즘을

수행한 결과이며, 표 6, 7, 8, 9, 10은 실험 문자 집단에 대하여 알고리즘을 수행한 결과이다. 표에서 보는 것처럼 기준 문자 집단의 인식률에 비하여 실험 문자 집단의 인식률이 상대적으로 저조하게 나타났는데, 이는 스캔시 발생하는 약간의 회전으로 인하여 특성 벡터 생성시 기준 특성 벡터와 상이한 벡터를 만들어냄으로써 인식률이 저하되었다.

제안된 알고리즘의 성능을 분석하기 위해 회전에 따른 평균 인식률과 크기 변화율에 따른 인식률의 변화를 분석하였다. 그림 8은 회전에 따른 평균 인식률의 변화를 나타내는 그림으로 회전이 많을수록 인식률은

표 7. 실험 문자 집단 2에 대한 인식 결과( $\theta=1^\circ$ , L=120)Table 7. Recognition result for experimental letter group 2( $\theta=1^\circ$ , L=120).

크기 변화율	원형 패턴 개수	회전 각도에 따른 인식률(%)							평균 인식률(%)
		-45	-30	-15	0	15	30	45	
1.0	2	98.2	98.3	98.9	99.1	98.8	98.3	98.0	98.51
	3	98.3	98.5	99.3	99.6	99.2	98.6	98.4	98.84
	5	98.6	99.0	99.5	99.9	99.4	98.8	98.5	99.10
1.2	2	95.1	95.4	95.8	96.3	95.7	95.5	95.3	95.58
	3	96.3	96.5	96.9	97.6	97.0	96.7	96.2	96.74
	5	97.4	97.9	98.4	98.8	98.2	97.8	97.5	98.00
1.5	2	95.7	96.0	96.3	96.9	96.6	96.2	95.8	96.21
	3	97.4	97.7	98.1	98.4	98.0	97.9	97.5	97.85
	5	98.1	98.6	99.2	99.6	98.9	98.5	98.2	98.72
평균인식률(%)		97.23	97.54	98.04	98.46	97.97	97.58	97.26	97.72

표 8. 실험 문자 집단 3에 대한 인식 결과( $\theta=1^\circ$ , L=120)Table 8. Recognition result for experimental letter group 3( $\theta=1^\circ$ , L=120).

크기 변화율	원형 패턴 개수	회전 각도에 따른 인식률(%)							평균 인식률(%)
		-45	-30	-15	0	15	30	45	
1.0	2	98.1	98.2	98.8	99.0	98.7	98.3	98.0	98.44
	3	98.2	98.4	99.2	99.5	99.1	98.5	98.3	98.74
	5	98.5	98.9	99.4	99.8	99.3	98.8	98.5	99.02
1.2	2	95.0	95.3	95.7	96.2	95.6	95.4	95.2	95.48
	3	96.2	96.4	96.8	97.5	96.9	96.6	96.1	96.64
	5	97.3	97.8	98.3	98.7	98.1	97.7	97.4	97.90
1.5	2	95.6	95.9	96.2	96.8	96.5	96.1	95.7	96.11
	3	97.4	97.8	98.1	98.3	98.0	97.9	97.5	97.85
	5	98.0	98.5	99.0	99.4	98.7	98.4	98.1	98.58
평균인식률(%)		97.14	97.46	97.94	98.35	97.87	97.52	97.20	97.64

표 9. 실험 문자 집단 4에 대한 인식 결과( $\theta=1^\circ$ , L=120)Table 9. Recognition result for experimental letter group 4( $\theta=1^\circ$ , L=120).

크기 변화율	원형 패턴 개수	회전 각도에 따른 인식률(%)							평균 인식률(%)
		-45	-30	-15	0	15	30	45	
1.0	2	98.0	98.2	98.8	99.3	98.7	98.3	97.9	98.45
	3	98.7	98.4	99.1	99.4	99.2	98.6	98.5	98.84
	5	98.6	98.9	99.4	99.7	99.5	98.8	98.5	99.05
1.2	2	95.1	95.3	95.8	96.0	95.6	95.3	95.0	95.44
	3	96.2	96.5	96.9	97.7	97.1	96.8	96.3	96.78
	5	97.7	97.9	98.5	99.1	98.6	98.0	97.7	98.21
1.5	2	95.8	96.1	96.7	97.1	96.8	96.2	95.9	96.37
	3	97.4	97.9	98.3	98.5	98.2	97.9	97.6	97.97
	5	98.1	98.8	99.4	99.7	99.5	98.7	98.2	98.91
평균인식률(%)		97.28	97.55	98.10	98.50	98.13	97.62	97.28	97.78

표 10. 실험 문자 집단 5에 대한 인식 결과( $\theta=1^\circ$ , L=120)

Table 10. Recognition result for experimental letter group 5 ( $\theta=1^\circ$ , L=120).

크기 변화율	원형 패턴 개수	회전 각도에 따른 인식률(%)							평균 인식률(%)
		-45	-30	-15	0	15	30	45	
1.0	2	98.4	98.5	99.1	99.4	99.0	98.5	98.2	98.72
	3	98.5	98.8	99.4	99.6	99.3	98.8	98.5	98.98
	5	98.8	99.3	99.7	99.9	99.6	99.2	98.8	99.32
1.2	2	95.3	95.8	96.2	96.5	96.1	95.8	95.4	95.87
	3	96.4	96.9	97.3	97.7	97.4	96.9	96.4	97.00
	5	97.8	98.3	98.5	99.2	98.4	98.2	97.9	98.32
1.5	2	95.8	96.0	96.4	96.8	96.5	96.1	95.8	96.20
	3	97.4	97.8	98.2	98.4	98.0	97.8	97.5	97.87
	5	98.2	98.6	99.0	99.5	98.9	98.6	98.3	98.72
평균인식률(%)		97.40	97.77	98.20	98.55	98.13	97.76	97.42	97.89

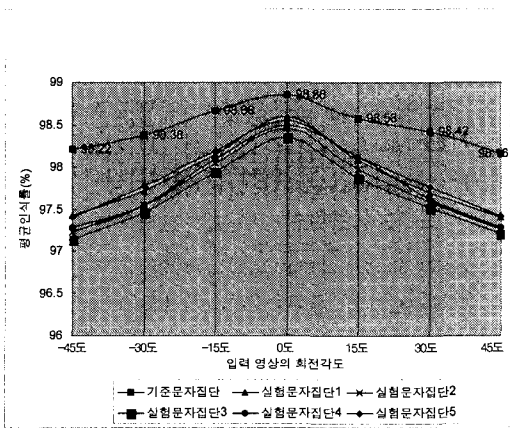


그림 8. 회전에 대한 평균 인식률  
Fig. 8. Average recognition rate for the rotation.

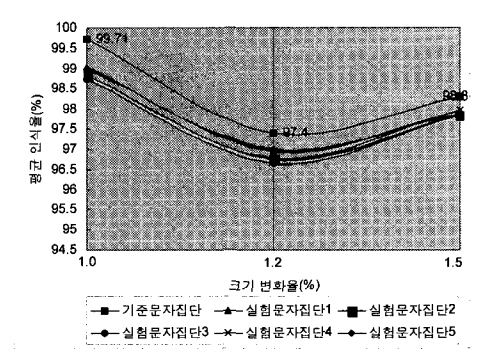


그림 10. 크기 변화율에 대한 평균 인식률(원형패턴개수 = 3)

Fig. 10. Average recognition rate in terms of the scaling rate(The number of circular patterns = 3).

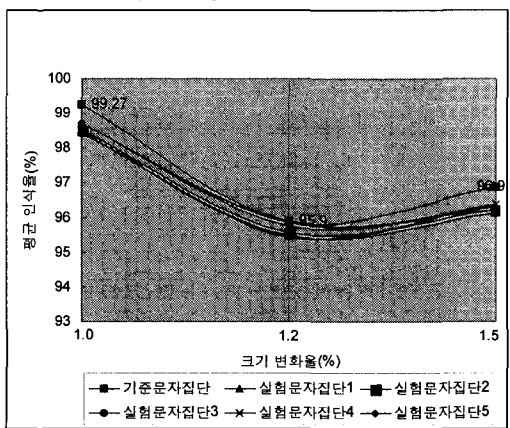


그림 9. 크기 변화율에 대한 평균 인식률(원형 패턴 개수 = 2)

Fig. 9. Average recognition rate in terms of the scaling rate(The number of circular patterns = 2).

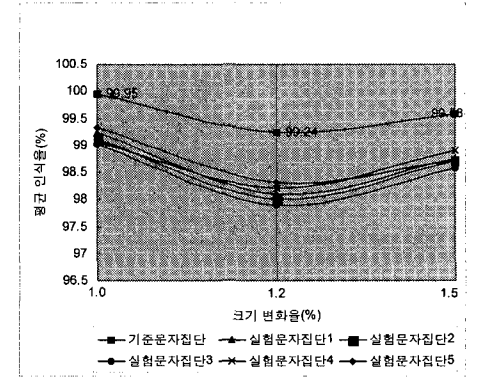


그림 11. 크기 변화율에 대한 평균 인식률(원형패턴개수 = 5)

Fig. 11. Average recognition rate in terms of the scaling rate(The number of circular patterns = 5).

표 11. 성능 비교

Table 11. Performance comparison.

성능 비교	기존의 알고리즘		제안된 알고리즘	
	L=32	L=120	L=120, $\theta=1^\circ$	L=120, $\theta=3^\circ$
평균 인식률	90.74%	91.63%	98.46%	98.30%
처리 속도	10자/초	8자/초	0.5자/초	2자/초
메모리 공간	75.2kbyte	282kbyte	4.23Mbyte	1.41Mbyte

감소하는 것으로 나타났다. 그리고 그림 9, 10, 11은 크기 변화율에 따른 인식률의 변화를 나타내고 있다. 크기 변화율이 증가할수록 평균 인식률은 대체적으로 감소하였고 원형 패턴의 개수가 증가할수록 평균 인식률은 증가하였다.

#### 4) 성능 비교

기존의 고리 투영을 이용한 방식과 본 논문에서 제안된 원형 패턴 벡터를 이용한 방식에 대한 성능 비교를 표 11에 나타내었다. 표 11에 나타난 것처럼 제안된 알고리즘이 처리속도와 메모리 공간 사용 면에서 불리함이 있지만 평균 인식률 면에서는 우월함을 나타내었다.

## IV. 결 론

본 논문에서는 단일 글꼴에 의존하는 원형 패턴 벡터를 이용하여 위치 이동, 크기 변화 그리고 회전 변형에 무관한 인쇄체 한글 인식 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘에서는 이를 위해 3단계의 처리과정을 거쳤다. 첫 번째 단계는 전처리 과정으로써 2진 형태론적 기법을 이용하여 입력된 영상에 존재하는 잡음을 제거하였다. 두 번째 단계에서는 입력 문자에 대하여 원형 패턴을 생성하고 원형 패턴에 대한 특성 벡터를 추출하였다. 마지막으로 세 번째 단계에서는 원형 패턴 벡터간에 최소거리를 갖는 벡터를 찾아 분류했다.

제안된 알고리즘의 성능 평가를 위해 완성형 한글 2,350자 전부를 대상으로 위치이동, 크기변화 그리고 회전 변형을 주어 모의 실험하였다. 실험 결과 전반적으로 기존의 고리 투영 방식보다 크기 변화나 회전 변형에 강한 특성을 보였고, 특히 원형 패턴의 개수가 늘어날수록 인식률은 좀더 향상됨을 확인 할 수 있었다.

반면에, 제안된 알고리즘은 다양한 글자체에 대하여 글러벌하게 적용될 수 없으므로 단일한 글자체를 사용하는 경우에 적용될 수 있겠다. 또한, 제안된 알고리즘

은 글자체의 크기가 일정 수준보다 아주 작을 경우에는 원형 패턴 벡터 값들의 중첩으로 인한 구별력을 상실함으로써 인식률이 현저히 감소하였고, 너무 클 경우에는 원형 패턴 벡터간의 공간적인 특성을 소실하여 인식률이 현저히 감소하였다. 그러므로 실험을 통하여 적절한 크기의 범위를 설정할 필요가 있다.

본 논문에서 제안한 방식은 문서로부터 각각의 문자들이 추출된 상태를 전제로 하여 적용한 알고리즘임으로 향후, 실제 문서로부터 입력 문자 영상을 추출과 동시에 인식을 수행하는 알고리즘 연구가 필요하겠다. 또한 원형 패턴 벡터를 이용함으로써 발생하는 유사한 분포를 가진 패턴들간의 오인식을 해결하기 위하여 유사한 분포까지 포함할 수 있는 좀더 구조적인 원형 패턴을 생성함으로써 패턴간의 구별력을 갖는 알고리즘에 대한 연구도 필요하겠다. 제안된 알고리즘은 단일한 글자체를 사용하는 자동차 번호판, 도장, 도로 교통 표지판 등의 인식에 적용될 수 있겠다.

## 참 고 문 헌

- [1] 이성환, *문자인식 II권*, 홍릉과학출판사, 1994
- [2] C. K. Chan and M. B. Sandler, "A neural network shape recognition system with Hough transform input feature space," *International Conference on Image Processing and its Applications*, pp. 197~200, Apr. 1992.
- [3] N. Kehtarnavaz, N. C. Griswold, and D. S. Kang, "Stop-sign recognition based on color/shape processing," *Machine Vision and Application*, *Spring-Verlag*, vol. 6, pp. 206~208, 1993.
- [4] C. F. R. Weiman and G. Chaikin, "Logarithmic spiral grids for image processing and display," *Computer Graphics and Image Processing*, vol.

11, pp. 197~226, 1979.

[5] D. Casasent and D. Psaltis, "Position, rotation, and scale invariant optical correlation," *Applied Optics*, vol. 15, no. 7, pp. 1795~1799, 1962.

[6] M. Hu, "Visual pattern recognition by moment invariants," *IRE Trans. on Information Theory*, vol. 8, pp. 179~187, Feb. 1962.

[7] S. A. Dudani, K. J. Breeding, and R. B. McGhee, "Aircraft identification by moment invariants," *IEEE Trans. on Computers*, vol. c-26, no. 1, pp. 39~46, Jan. 1977.

[8] S. S. Reddi, "Radial and angular moment invariants for image identification," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. PAMI-3, no. 2, pp. 240~242, 1981.

[9] Y. S. Abu-Mostafa and D. Psaltis, "Recognitive aspects of moment invariants," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. PAMI-6, no. 6, pp. 698~706, Nov. 1984.

[10] C. Teh and R. T. Chin, "On image analysis by the methods of moments," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. PAMI-10, no. 4, pp. 496~513, Jul. 1988.

[11] 권희용, 김병철, 조동섭, 이흥호, 황희용, "복소-대수 사상과 수정된 이차 신경망을 이용한 회전 및 크기 변형에 무관한 패턴 인식," *정보과학회논문지*, vol. 21, no. 3, pp. 455~463, Mar. 1994.

[12] 이성환, 박희선, "고리 투영을 이용한 위치, 크기 및 회전 변형에 무관한 한글 패턴 인식," *인지과학회논문지*, vol. 3, no. 1, pp. 139~160, 1991.

[13] Jung Hak An and Tae Young Choi, "Dominant color transform and circular pattern vector for traffic sign detection and recognition," *IEICE Trans. on Fundamentals of Electronics, Communications and Computer Sciences*, vol. E81-A, no. 6, pp. 1128~1135, Jun. 1998.

[14] J. Serra, *Image analysis and mathematical morphology*, Academic Press, London, 1982.

저 자 소 개



鄭地鎬(正會員)  
1973년 8월 27일생. 1998년 2월 충주대학교 컴퓨터공학과 졸업(공학사). 2000년 2월 아주대학교 전기전자공학부 대학원 졸업(공학석사). 2000년~현재 ACT통신기술 근무.

주관심 분야는 패턴인식, 영상처리 등임



崔太永(正會員)  
1974년 2월 서울대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1978년 2월 서울대학교 전자공학과 졸업(공학석사). 1982년 12월 L'Univ. d'Aix-marseille III, France(박사과정). 1982년~ 현재

아주대학교 전기전자공학부 교수. 주관심 분야는 영상신호처리, 컴퓨터 비전, 패턴인식 등임