

한글 특징점 추출을 위한 일반화된 표본화 알고리즘을 이용한 수정된 Hough Transform에 관한 연구

(A Study on the Modified Hough Transform for Hangeul Feature Extraction using Generalized Sampling Rule)

具 河 成 * , 高 亨 和 **

(Ha Sung Koo and Hyung Hwa Ko)

要 約

한글은 기본 요소가 되는 자모 28자로 표현될 수 있으며, 이들 자모는 하나의 원과 직선 성분들로 구성되어 있으므로 직선성분의 검출에서 잡음에 대하여 강력한 기능을 제공하는 Hough Transform(HT)을 도입하였다.

Duda와 Hart가 발표한 HT는 필기체 한글의 획의 추출과 방향, 위치, 방향등의 정확한 추출에 많은 난점을 가지고 있다. 또한, 영상공간에서 하나의 화소는 변수공간에서 8방향으로 균일하게 양자화되어 계산되어지나 많은 화소들이 어떤 방향의 획으로는 계산되어질 필요가 없다.

본 논문에서는 화소가 가질 수 있는 가능한 방향 성분만을 계산하도록하는 일반화된 표본화 법칙을 제안한다. 실험은 표본화율에서 Chen이 제안한 방법보다 높게 나타나였으며, 10명이 쓴 필기체 한글 1800자를 대상으로 원래의 HT와 제안한 방법을 같은 방법으로 특징점을 추출하여 6형식 분류를 한 결과 제안한 방법이 높게 나타나였다.

Abstract

Hangeul is expressed by the basic elements, twenty-four characters. Because these characters are composed of a circle and lines, Hough transform(HT), which has a powerful performance on the noise in extracting lines, is introduced.

Many difficulties often occur when the original HT is used to extract strokes and it's direction, position and length from handwritten Hangeul characters. Original HT has eight direction selected as samples in the transformed image should be calculated for these eight directions. In this paper, the generalized sampling rule is suggested. According to the rule, those directions which are possible to be a line are the only thing to be calculated.

The experiment result turned out to be higher than the method that Chen suggested in sampling rate. Another experiment result is done on the 1800 handwritten Hangeul characters that 10 persons wrote. By feature extracting the original HT and sampling HT. And as a result of six type classification, the suggested method came out higher than original HT.

I. 서론

현 시대에 있어 컴퓨터의 괄목할 만한 발전에도 불구하고 키보드를 사용한 입력은 많은 제약을 가지고 있다. 특히 한글 문자의 입력 자동화는 한글의 특성상 더욱 더 많은 입력의 난점을 가지고 있기 때문에 앞으로 다가올 정보화 사회에 있어 한글 문자의 입력 자동화는 필수적인 요건이라고 생각된다.

Hough Transform(HT)은 1962년 Hough에 의해 제안^[1]된 후 Duda와 Hart가 기울기와 절편이 무한대로 가는 것을 방지하고 곡선 검출을 위한 방법^[2]을 발표하였으며, 경사도(gradient direction) 정보를 이용하여 곡선에 대한 계산량을 감소시킨 방법^[3]과 변수가 증가함에 따라 계산량이 지수적으로 증가하는 점을 감안하여 Hsu와 Huang에 의해 제안된 타원 검출방법^[4] 등이 있다. 최근에는 각각 점과 선을 이용하여 패턴 매칭에 사용한 일반화된 HT (generalized Hough transform)방법^[5,6]과 원에 대하여 역변환(inverse Hough transform)할 때 띠(band)가 생긴다는 것을 착안한 곡선에 대한 역변환 방법이 제안되었다.⁷ F.H.Cheng과 W.H.Hsu와 M.Y.Chen이 Duda와 Hart가 제안한 HT에서 28개의 마스크를 이용하여 표본화 법칙을 바꾸고 마스크에 가중치를 주어 누적배열을 구했으며, 한문의 특성상 영상 공간을 좌우로 이등분한 수정된 HT으로 한문의 특징점을 추출한 후 Dynamic Programming을 분류단으로하여 필기체 한문 인식에 94.5%의 인식률을 보였다.⁸ 이러한 HT은 화상 전체가 아니라 특정한 형태(직선, 원, 타원 등)만을 대상으로 하기 때문에 처리시간이 템플레이트 매칭에 비하여 적게 걸리고 잡음에 민감하지 않은 장점 때문에 현재까지 많은 연구가 진행되어 오고 있다.⁹

본 논문에서는 HT의 단점인 변수가 증가함에 따라 계산량이 지수적으로 증가하는 점을 보완하기 위하여 기존의 방법 중에서 비교적 간단하면서 기울기가 무한대로 가는 것을 방지한 Duda와 Hart의 알고리즘에 일반화된 표본화 법칙을 만들어 수정하였다. F. H.Cheng등에 의해 제안된 수정된 HT은 특정한 세선화 알고리즘에서 제안된 표본화 방법을 이용하였기 때문에 범용적으로 사용할 수 없으므로 본 논문에서는 세선화 방법과는 무관하게 사용할 수 있는 일반화된 표본화 알고리즘을 제안함으로써 이를 해결하였으며 필기체 한글의 특징점 추출에도 유용함을 보이고자 한다.

본 연구의 검증을 위해 두가지 실험을 하였으며 첫 번째는 표본화율을 이용한 Chen등이 제안한 방법과

의 비교이며, 두 번째는 원래의 HT와 일반화된 표본화 HT를 같은 방법으로 특징점을 추출하여 한글 6형식분류를 함으로써 필기체 한글 특징점 추출에 적합함을 보이고자 한다.

II. Hough 변환공간 해석

화면상의 한 화소는 그 점을 지나는 무수히 많은 직선들로 표현될 수 있으며 그 각각의 직선은 영상 공간(image space)에서 식(1)과 같이 나타낼 수 있다.

$$y = ax + b \tag{1}$$

또한, 영상 공간의 많은 점들은 변수 공간(parameter space)에서 식(2)로 변환 할 수 있다.

$$b = -xa + y \tag{2}$$

즉, 영상 공간에서 한 직선은 변수 공간에서 무수히 많은 직선으로 나타나며 역관계도 역시 성립된다. 영상 공간에서 같은 직선상의 모든 점들은 변수(기울기-절편)공간에서 공통점(common point)을 지나는 많은 직선군들로 나타나며 이것의 누적배열(accumulator array)를 조사함으로써 원하는 직선을 검출할 수 있다. 그러나 위의 방법은 기울기와 절편의 값이 무한대로 가는 단점이 있으므로 실제로 적용하기에는 문제가 있다. 이러한 단점을 보완하기 위하여 Duda와 Hart가 각/거리 변수 공간 변환을 발표하였다.

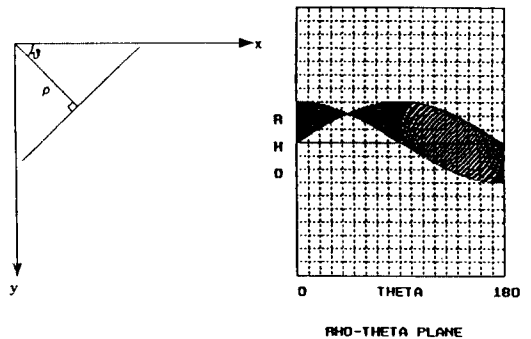


그림 1. $\theta - \rho$ 변수에 의한 직선의 표현과 변수공간
Fig. 1. A line representation by $\theta - \rho$ parameters and parameter space.

그림 1과 같이 한 직선은 그 직선에 수직이고 원점

을 지나는 직선의 각도(θ)와 두 직선의 교차점과 원점의 거리(ρ)로 표현할 수 있다.

$$x \cos \theta + y \sin \theta = \rho \quad \theta \in [0, \pi] \quad (3)$$

식(3)에서와 같이 점(x,y)를 지나는 직선을 θ 와 ρ 를 이용하여 표현하면, 영상 공간에서의 한 점을 지나는 직선은 변수 공간에서 (θ, ρ) 로 대응되고 이 점들은 sinusoidal 곡선을 형성하게 된다. 여기에서 각의 크기는 $[0, \pi]$ 로 한정되어 있고 ρ 는 문자영상 크기의 대각선의 길이로 한정되어 있으므로 본래의 HT의 결점인 기울기와 절편이 무한대의 값을 가지는 것을 보완할 수 있다. 또한 계산량을 줄이기 위하여 양자화 방법을 사용하였다. 즉 θ 가 가지는 범위인 $[0, \pi]$ 를 L개로 등분하고, ρ 의 $[-R, R]$ 사이를 M등분하였다. 여기에서 R은 대각선 화상크기의 반에 해당한다. 만일 edge원소의 숫자를 N이라 하면, 계산량은 N L에 비례하고, 양자화하기 전의 계산량은 $N(N-1)/2$ 에 비례한다. 따라서 L이 $N(N-1)/2$ 보다 적을 경우 계산량은 줄어들게 된다.

이와 같은 HT 성질을 요약하면 첫째로, 영상 공간 내에서의 한 점은 변수 공간내에서의 하나의 sinusoidal 곡선에 대응하고 둘째로, 변수 공간내에서 한 점은 영상 공간 내에서 하나의 직선과 대응한다. 셋째로, 영상 공간내에서 같은 직선에 놓여 있는 점들은 변수 공간내에서 하나의 공통점을 지나게 되며 마지막으로 변수 공간 내에서 같은 곡선에 놓여 있는 점들은 영상 공간 내에서 같은 점을 통과하게 된다.

III. 일반화된 표본화 법칙

Duda와 Hart에 의해 제안된 HT은 그 변환의 특징상 다음과 같은 난점을 가지고 있다.

- 1) 영상 공간의 1을 가진 화소 수가 증가할수록 계산량이 변수 공간에서 양자화된 각의 배수로 증가하게 되며 변수 공간의 각의 양자화 정도에 따라 계산량이 증가하게 된다.
- 2) 추출을 원하는 획보다 대각선 성분의 획이 길어지면 대각선 성분의 획이 추출된다.
- 3) 한글의 특성상 정보를 가진 획의 길이가 적어 문턱치를 넘지 못하는 경우가 발생한다.
- 4) 하나의 획에서 문턱치를 넘는 성분이 여러개 생길 수 있다.

위의 문제중에서 계산량의 증가는 세선화 영상과

변수 공간에서 각을 8등분하여 해결할 수 있지만 획의 추출에 있어 생기는 단점 때문에 정확한 문자의 특징점 추출이 어렵게 된다. 이를 해결하기 위하여 변수 공간에서 누적배열을 계산함에 있어 영상 공간의 하나의 화소가 가질 수 있는 방향성분을 어느 정도의 확률을 가지고 누적배열에 누적될 수 있는 후보가능성을 부여하는 일반화된 표본화 법칙을 이용함으로써 적은 계산량으로 획의 방향 성분, 길이, 위치 등의 특징점 추출이 용이하게 된다.

한 획이 가질 수 있는 방향 성분을 8가지로 분류하고 이것의 집합 d_i 라 하면 아래의 식과 같다.

$$d_i = \{0/8\pi, 1/8\pi, \dots, 7/8\pi\} \quad (4)$$

그림 2와 같이 어떤 화소 a_1 를 생각하면 그 화소 a_1 를 둘러싸고 있는 화소는 8개이다. 이 8개의 화소를 a_1 의 8근방화소라하고 a_3, a_5, a_7, a_9 의 4화소를 a_1 의 4근방화소라 한다. 단, 모든 화소는 0, 1의 값을 갖는다.

a_2	a_3	a_4
a_9	a_1	a_5
a_8	a_7	a_6

그림 2. 4근방 화소와 8근방 화소
Fig. 2. 4 neighborhood pixel and 8 neighborhood pixel.

이와같이 3×3 마스크는 8근방 화소, 4근방 화소와 4근방 화소의 여집합으로 분류되고 식(5)로 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} n_i &= \{ a_2, a_3, \dots, a_3 \} \\ n_o &= \{ a_3, a_5, a_7, a_9 \} \\ n_b &= \{ a_2, a_4, a_6, a_8 \} \end{aligned} \quad (5)$$

또한, 8근방 화소, 4근방 화소와 4근방 화소의 여집합의 합을 식 (6)으로 표시한다.

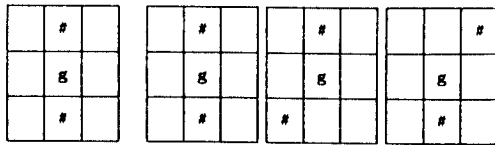
$$\begin{aligned} p_i &= a_2 + a_3 + \dots + a_9 \\ p_o &= a_3 + a_5 + a_7 + a_9 \\ p_b &= a_2 + a_4 + a_6 + a_8 \end{aligned} \quad (6)$$

본 논문에서는 세선화된 문자 영상을 처리하고 있

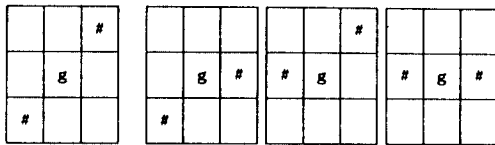
는데 이와 같은 세션화 영상에서 3×3 마스크로 한 획이 가질 수 있는 8방향 성분을 표현하는데 있어 각 기 방향성분에 따라 몇가지 형태의 마스크로서 구성할 수 있다. 이 때, 한 방향성분을 3×3 마스크로 표현하는 데 있어 가질 수 있는 모든 화소의 집합을 sampling grid(표본화 격자)의 집합이라 정의한다.

또한, HT 특성상 각/거리 변수 공간에서 식(3)에 의하여 누적배열을 표본화된 방법으로 계산함에 있어 영상 공간의 수평이 변수 공간의 수직에 대응하고, 영상 공간의 수직은 변수 공간의 수평에 대응하며 좌표축의 설정에 따라 시계 방향과 반시계 방향으로 각이 분류된다. 그림 3에 8방향이 가질 수 있는 표본화 격자의 모든 경우를 실었다.

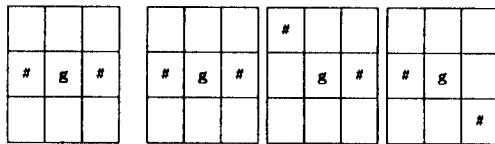
단, 좌표축 설정은 그림 1과 같고 작은 g는 주목화소이고 #는 화소의 농도값이 1인 점을 표시한다.



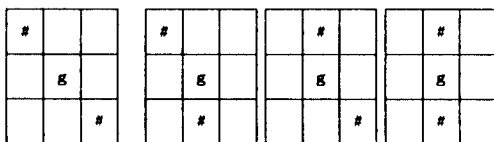
(a) 0/8π (b) 1/8π



(c) 2/8π (d) 3/8π



(e) 4/8π (f) 5/8π



(g) 6/8π (h) 7/8π

그림 3. 표본화 격자
Fig. 3. Sampling grid.

그림 3에서 설명된 표본화 격자의 쌍대적인 개념으로 8 근방 화소 하나가 가질 수 있는 방향성분의 집합은 아래의 (7)식으로 표시된다.

$$\begin{aligned}
 d_2 &= d_6 = \{ 5/8\pi, 6/8\pi, 7/8\pi \} \\
 d_3 &= d_7 = \{ 0/8\pi, 1/8\pi, 7/8\pi \} \\
 d_4 &= d_8 = \{ 1/8\pi, 2/8\pi, 3/8\pi \} \\
 d_5 &= d_9 = \{ 3/8\pi, 4/8\pi, 5/8\pi \} \\
 d_a &= d_3 \cup d_5 \cup d_7 \cup d_9 \\
 &= \{ 0/8\pi, 1/8\pi, 3/8\pi, 4/8\pi, 5/8\pi, 7/8\pi \} \\
 d_b &= d_2 \cup d_4 \cup d_6 \cup d_8 \\
 &= \{ 1/8\pi, 2/8\pi, 3/8\pi, 5/8\pi, 6/8\pi, 7/8\pi \} \quad (7)
 \end{aligned}$$

Distance 연산자는 주어진 화소 p,q가 좌표계에서 (x,y), (s,t)를 가지고 거리함수가 r이면 아래의 식(8)로 나타낸다.

$$r = (x-s) + (y-t) \quad (8)$$

위에서 설명된 여러가지 식에 근거한 일반화된 표본화 방법은 주목 화소가 1인 값을 가질 때 아래와 같이 정의된다.

1. $p_i = 1$ 인 경우에는 방향성분의 집합 d_i 를 갖는다. 단, i 는 화소의 번호이다.

예 : a_2 가 1이라면 방향성분의 집합은 d_2 를 갖는다.

$$d_2 = \{ 5/8\pi, 6/8\pi, 7/8\pi \}$$

2. $p_i = 2$ 이고, $r = 2$ 인 경우에는 다음의 두가지 경우를 갖는다.

i) $p_a > p_b$ 일 때, d_b 방향성분 집합의 여집합을 갖는다.

$$d_b^c = \{ 0/8\pi, 4/8\pi \}$$

ii) $p_a < p_b$ 일 때, d_a 방향성분 집합의 여집합을 갖는다.

$$d_a^c = \{ 2/8\pi, 6/8\pi \}$$

3. $p_i = 2$ 이고, $r = 3$ 인 경우에는 두 화소가 가지는 방향성분 집합의 합집합을 갖는다.

예 : a_2 이 1이고 a_5 가 1인 경우에는 다음과 같은 방향성분의 집합을 가진다.

$$d_2 \cup d_5 = \{ 3/8\pi, 4/8\pi, 5/8\pi, 6/8\pi, 7/8\pi \}$$

4. $p_i = 2$ 이고, $r = 4$ 인 경우에는 화소가 가진 방향성분의 집합을 제외한 모든 방향성분의 합집합의 여집합을 갖는다.

예 : a_2 이 1이고 a_6 가 1인 경우에는 다음과 같다.
 $\{d_3 \cup d_4 \cup d_5\}^c = \{ 6/8\pi \}$

5. $p_i > 3$ 인 경우에는 다음의 세가지 경우를 갖는다.

- i) $p_a > p_b$ 일 때, d_b 방향성분 집합의 여집합을 갖는다.
 $d_b^c = \{0/8\pi, 4/8\pi\}$
- ii) $p_a < p_b$ 일 때, d_a 방향성분 집합의 여집합을 갖는다.
 $d_a^c = \{2/8\pi, 6/8\pi\}$
- iii) $p_a = p_b$ 일 때, 표본화하지 않으며 주목화소의 값을 0으로 대체한다.

IV. 실험 및 결과

본 논문의 유효성을 검증하기 위해 두가지의 실험을 행하였다. 첫번째 실험은 표본화율을 이용하여 표본화 법칙을 이용한 Chen의 논문과 비교를 통해 일반화를 검증하는 것이며, 두번째 실험은 한글 필기체 특징추출의 유용함을 보이기 위해 한글의 6형식 분류 실험을 원래의 HT와 일반화된 표본화 방법으로 특징점을 추출하여 비교하였다. 전체 실험에 사용된 데이터는 10인이 각형식당 30번씩 쓴 1800자를 300dpi의 해상도를 가진 핸드 스캐너를 사용하여 64x64의 크기로 영상 변환하여 이용하였으며 Sun sparc workstation 하에서 C언어로 구현하여 실험하였다.

첫번째 실험은 T.Y.Zhang과 C.Y.Suen의 MAT 방법과 N.J.Nacche와 R.Singhal의 SPTA방법 그리고 이 기영등의 세선화 알고리즘을 이용하여 세선화하여 표본화율을 구한 후 비교한다.^{10,11,12} 이 세가지 방법을 택한 이유로는 세선화의 연결성의 형태에는 4연결성과 완전 8연결성과 불완전 8연결성으로 나눌 수 있는데 각기 세선화 방법에 있어 완전 8연결성과 불완전 8연결성의 대표적인 예¹³이며 마지막 방법은 한글 필기체 인식을 위해 사선은 8연결성을 유지하며 직선은 4연결성을 유지하는 방법으로 4연결성과 완전 8연결성 그리고 불완전 8연결성에 따른 표본화율 실험을 할 수 있기 때문이며 표본화율은 식(9)에 의해 정의된다.

$$\text{표본화율} = \frac{\text{표본화된 화소 수의 합}}{\text{세선화 영상 중 1인 화소 수의 합}} \times 100 \quad (9)$$

아래의 그림 4는 각기 세선화 방법을 하였을 때의 예이며, 그림 5에서는 F.H.Cheng등에 의해 제안된 28개의 마스크를 이용하여 표본화 하였을 때 표본화되는 표본화율과 일반화된 표본화 방법을 사용하였을 때의 표본화율을 1800자를 대상으로 실험하여 실어 놓았다.

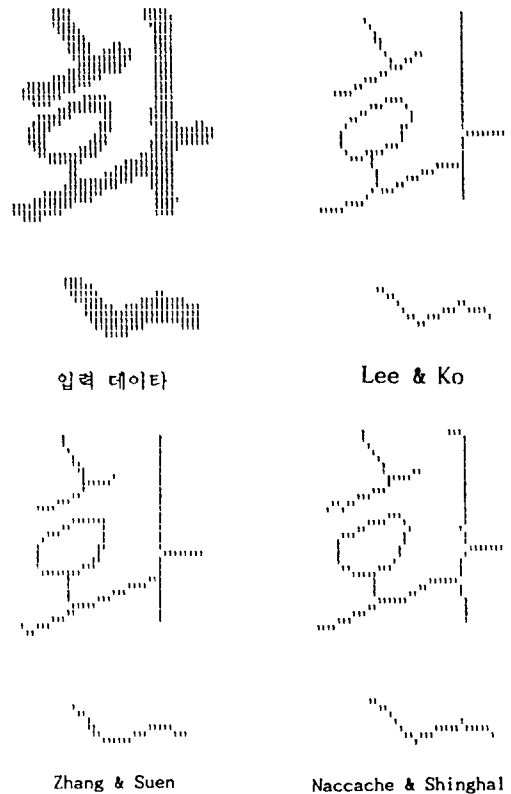


그림 4. 세선화 영상
 Fig. 4. Thinning image.

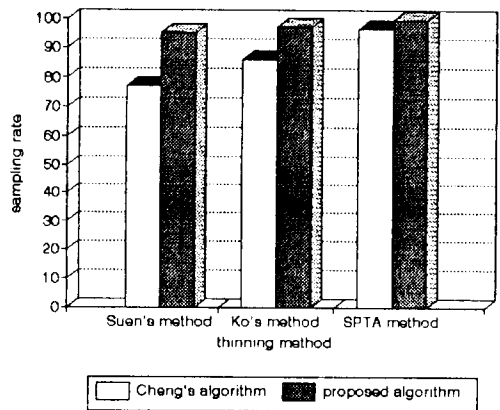


그림 5. 표본화율
 Fig. 5. Sampling rate.

표본화율이 높아질 수록 가질 수 있는 장점은 영상 공간에서 표본화되지 않은 것은 그 화소가 획의 방향성분에 전혀 영향을 미치지 않은 화소로 간주되는 것인데, 이는 잡음으로 취급되는 것이다. 표본화율이

낮음으로 해서 획이 유실되거나 다른 방향으로 오인식되는 경우가 발생한다. 특히, 이는 4연결성만을 고려한 세선화방법에서는 28개의 마스크를 사용한 표본화 방법을 사용했을 때 사선방향의 획의 성분이 유실되는 큰 단점을 가지게 된다.

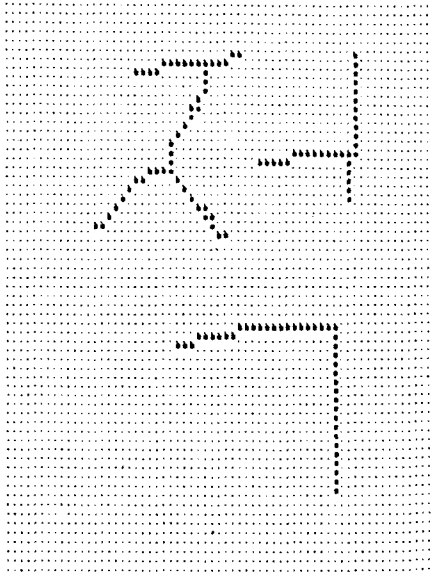


그림 6. 실험 영상
Fig. 6. Experimental image.

직선방향, 사선, 역사선 성분의 획을 가진 “적”을 예로써 표본화하지 않았을 때와 일반화된 표본화 법칙을 이용하였을 때의 영상 공간과 변수 공간을 예를 들었다. 그림 6은 실험 영상 “적”이며, 그림 7은 표본화 법칙을 이용하지 변수공간의 예로써 일정한 문턱치를 넘는 성분이 여러개 검출됨으로써 어느 점이 실제의 획인지 판별하기 어렵고 존재하지 않는 사선 성분이 실제의 획보다 더 큰 값을 나타내며 위치, 길이, 획의 개수 정보등의 정확한 추출이 어렵게 된다. 그림 8은 일반화된 표본화 법칙을 이용함으로써 일정한 문턱치를 사용한 경우 획의 위치, 개수, 길이, 방향등의 특징점 검출에 적합함을 보였다. 실험에 사용된 문턱치의 값은 5였다.

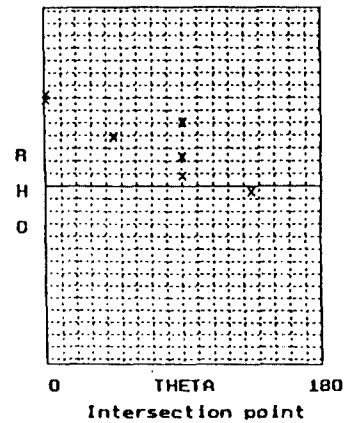


그림 8. 일반화된 표본화 법칙을 이용한 HT 결과
Fig. 8. The results of HT using generalized sampling rule.

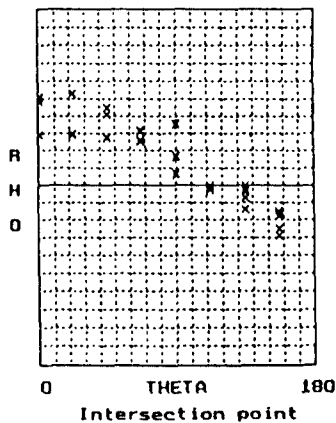


그림 7. 수정을 거치지 않은 HT 결과
Fig. 7. The results of HT without the modification.

두번째 실험으로 실제적으로 필기체 한글 특징점 추출에 표본화 HT와 원래의 HT를 적용하였을 때의 실효성을 검증하기 위해 같은 방법으로 특징점을 추출하여 한글 6형식분류를 실험하였다. 분류방법은 받침의 유무로 대분류하고 모음의 유무로 소분류하여 6형식을 분류하였으며, 분류기로는 신경회로망 모델중 지도자가 있는 학습방법인 다층 퍼셉트론(multi-layer perceptron)을 사용하였다. 실험은 10명이 한 형식당 30번씩 쓴 1800자의 데이터를 사용하였다. 특징점 추출방법은 문자 영상의 크기가 64×64일 때는 HT의 공간 특성상 표 1과 같이 각에 따른 거리의 최대치와 최소치를 나타낼 수 있다. 특징값 계산은 각과 거리에 따라 가질 수있는 누적계수를 표 1의 간격으로 정규화하여 0.90도에서는 5단계로 나머지 각들은 4단계로하여 34개의 특징값을 얻었다. 0, 90도

본 논문의 유용성을 검증하기 위하여 원을 제외한

를 5단계로 한 것은 그들이 각각 수직과 수평성분에서 수직과 수평성분의 확이 가장 잘 나타내므로 좀더 세밀하게 나누어 위상정보를 잘 나타내게 함이다.

표 1. 변수공간의 최대값과 최소값
Table 1. Maximum and minimum value in the HT space.

각	최소	최대	간격
0.0	0	64	64
22.5	0	83	83
45.0	0	90	90
67.5	0	83	83
90.0	0	64	64
112.5	-24	59	83
135.0	-45	45	90
157.5	-59	24	83

아래의 그림 9는 6형식 분류율을 보여주고 있으며, 실험에 사용된 다층 퍼셉트론의 변수로는 학습 데이터에는 1800자중 10명이 각 형식당 15번씩 쓴 900자의 데이터이며 인식 데이터는 나머지 900자로 하였으며 학습율은 0.25, 관성항은 0.8이고 중간층의 갯수는 1개이며 중간층의 노드의 갯수는 대분류시 5개, 소분류시 10개를 이용하였다.

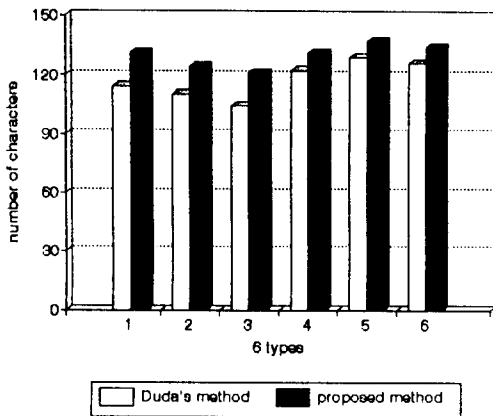


그림 9. 6 형식 분류율
Fig. 9. Recognition rate of 6 type classification.

실험 결과 제안한 방법은 86.4%의 분류율을 원래의 HT는 78.3%로서 8.1%의 분류율이 증가함을 보였다. 분류율의 증가는 주로 1,2,3형식에서 나타나었는데 이는 대분류시 원래의 HT가 변수공간에서 한획의 누적계수가 비슷한 위치의 각과 거리로 확산되는 것이 주원인으로 받침이 없는 형식이 받침이 있는 형식으로 오분류되기 때문이다.

V. 결론

본 논문에서는 Duda와 Hart에 의해 제안된 HT에서 추출을 원하는 획보다 대각선 성분의 확이 길어지면 대각선 성분의 확이 추출되며, 한글의 특성상 정보를 가진 획의 길이가 적어 문턱치를 넘지 못하는 경우가 발생하고, 하나의 획에서 문턱치를 넘는 성분이 여러개 생길 수 있는 난점이 발생하는 데, 이를 해결하기 위하여 일반화된 표본화 법칙을 제안하였다.

본 논문에서 제안한 일반화된 표본화 법칙을 검증하기 위해 표본화 정도를 나타내는 표본화율과 필기체 한글의 6형식분류실험을 행하였다. 표본화율은 Chen등이 제안한 표본화 방법이 특정한 세선화 방법에서만 유효하게 나타난 것에 비해 제안한 방법은 여러가지 세선화 방법에서 적절함을 검증하였다. 6형식 분류실험에서는 원래의 HT와 제안한 방법을 같은 방법으로 특징점을 추출하여 다층 퍼셉트론 분류기로 분류한 결과 분류율이 8.1% 증가하여 필기체 한글의 특징점 추출에 유용함을 알 수 있었다.

앞으로의 과제는 원에 대한 변수공간에서의 연구와 더 나아가 이 특징점을 적용한 필기체 한글 인식 시스템에 구현을 연구하여야 할 것이다.

參考文獻

- [1] P.V.C.Hough, Method and Means for Recognizing Complex Patterns. U.S. Patent 3069654, 1962.
- [2] R.O.Duda and P.E.Hart, "Use of Hough Transformation to Detect Lines and Curves in Pictures," Commun. ACM, Mach 15, pp. 11-15, 1972.
- [3] C.Kimme, D.Ballard and J.Sklansky, "Finding Circles by Array Accumulators," Commun. ACM, Feb 18, pp. 120-122, 1975.
- [4] S.Tusji and F.Matamoto, "Detection of Ellipses by a Modified Hough trans-

- form.” IEEE Trans. Computer, vol. COM-32, no. pp. 777-782, Aug. 1978.
- [5] D.H.Ballard, “Generalizing Hough transform to Detect Arbitrary Shapes.” Pattern Recognition, vol. 13, pp. 111-122, 1981.
- [6] L.S.Davis, “Hierarchical Generalized Hough transform and Line-segment Based Generalized Hough Transform.” Pattern Recognition, vol. 15, pp. 277-285, 1985.
- [7] D.S.Mckenzie and S.R.Protheroe, “Curve Description using the Inverse Hough Transform.” Pattern Recognition, vol. 23, pp. 283-290, 1990.
- [8] F.H.Cheng, W.H.Hsu and M.Y.Chen, “Recognition of Handwritten Chinese Characters by Modified Hough Transform Techniques.” IEEE Trans. PAMI, vol. 11, no. 4, pp. 429-439, April 1989.
- [9] C.K.Chan and M.B.Sandler, “A Complete Shape Recognition System Using the Hough Transform and Neural Network.” 11th IAPR International Conference on Pattern Recognition, vol. 2, pp. 21-24, 1992.
- [10] N.J.Naccache and R.Singhal, “A Proposed Algorithm for Thinnig Binary Patterns.” IEEE Trans. SMC, vol. smc-14, no. 3, pp. 409-418, May/June 1984.
- [11] T. Y.Zhang and C.Y.Suen, “A Fast Parallel Algorithm for Thinnig Digital Patterns.” Comm. ACM, Mach 27, pp. 236-239, 1984.
- [12] 이 기영, 구 하성, 고 형화, “필기체 한글 인식에 유용한 세선화 알고리즘의 성능 개선에 관한 연구.” 한국통신학회논문지, 제 19권 제 5호, 1994년 5월, pp. 883-889
- [13] 이 성환, “영상 골격화 알고리즘의 성능 평가.” 한국정보과학회논문지, 제 19권 제 1호, 1991년 11월, pp. 661-671

著 者 紹 介



具 河 成(準會員)

1965年 8月 13日生. 1989年 2月
광운대학교 전자통신 공학과 졸업
(공학사). 1991年 6月 광운대학교
전자통신 공학과 대학원 졸업(공
학석사). 1991年 9月 ~ 현재 광
운대학교 전자통신 공학과 박사과

정 재학. 주관심 분야는 문자인식, 화상처리 등임.

高 亨 和(正會員) 第 30 卷 第 4 號 參照

현재 광운대학교 전자통신과 부교수