

# 방향 Segment의 기울기 특징을 이용한 필기 한글문자의 정규화

## A Method to Normalize the Hand-written Hangeul Characters Using the Declination Features of Direction Segments

안석출\* 김명기\*\*

### Abstract

This paper proposes a new method for the normalization of the Hand-written Hangeul patterns based on regression equation to increase automatic recognition rate of hand-written Hangeul pattern. The hand-written Hangeul pattern normalized by letting declination of direction segments equal to zero.

Experimental results show that the declination of Hand-written Hangeul patterns are much improved and confirmed that this method is effective and reasonable for deformed patterns.

### I. 序論

최근 한글의 정보처리 System의 발전에 따라 자동문자 입력장치의 개발이 요구되고 있으며 특히 인쇄분야에서 자동문선 조판기의 개발이 요청되고 있다. 이들의 자동 문자 입력장치나 자동문선 조판기는 기계적으로 문자 인식이 가능할 때 실현될 수 있다.

문자인식 접근방법은 패튼의 특징을 패튼의 구성요소로 선택하는 구조 해석적 방법과 표준패튼을 직접 비교하여 인식하는 패튼정합 방법으로 문자의 변형이 없는 인쇄 문자나 종류와 구조가 간단한 영 숫자의 필기 문자 인식은 실용화 단계의 진전을 보이고 있다.<sup>2)</sup>

필기문자는 필기자의 개성에 따라 그 변형이 심하므로 패튼 정합 인식을 위한 모우멘트 정규화나 사각형내에 내접시키는 기하학적 보정방법등을 이용하고 있으며

\* 釜山開放大學 印刷工學科

\*\* 東亞大學校 電子工學科

구조 해석에 의한 문자인식을 위하여 전 처리과정에서 세선화 처리를 하고 있다.<sup>1),2)</sup> 그러나 세선화 처리는 세선화 알고리즘의 특성에 크게 좌우되고, 패튼의 변형이 발생하여 문제시 된다고 보고된 바 있다.<sup>3)</sup>

본 논문에서는 문자인식에 있어서 구조 해석적 방법의 접근으로 필기문자의 방향성 Segment를 충실하게 추출하기 위해서 회귀직선 이론을 도입한 패튼 정규화의 한 방법은 제안한다. 제안된 방법은 입력패튼으로부터 세선화 처리를 하지 않고 추출한 방향 Segment의 기울어짐 변형을 회귀직선의 기울기를 0으로 하는 선형변환을 시켜 필기 문자패튼의 기하학적 변형을 정규화 시키고 실험을 통해서 이론의 타당성과 그 유용성을 확인하였다.

## II. Pattern의 正規化

### 1. 方向性 Segment 推出

세선화를 하지 않고 방향성 Segment의 충실한 추출은 패튼의 국소적 변동에 민감하지 않고, 필기문자 인식의 유효한 수법이라고 1982년 일본의 N.Babauchi에 의해 보고된 바 있다.<sup>3)</sup>

그림 (1)과 같은 화상 G에서 수직 및 수평화소의 좌표를  $(x_i, y_i)$ 라 하면 G는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} G = \{ & x_i, y_i, g(x_i, y_i) \mid g(x_i, y_i) = 0, 1 \\ & ; x_i = 1, 2, \dots, I_{en} \\ & ; y_i = 1, 2, \dots, J_{en} \} \end{aligned} \quad (1)$$

여기서  $g(x_i, y_i)$ 는 좌표  $(x_i, y_i)$ 의 화소농도이고  $I_{en}$ 과  $J_{en}$ 은 x와 y의 최대값이며  $I_{en} \times J_{en}$ 은 G의 크기이다. 그리고  $g(x_i, y_i) = 0$ 이면 화면의 배경으로 백점,  $g(x_i, y_i) = 1$ 이면 문자의 획을 구성하는 화소로서 흑점으로 한다.

식 (1)에서  $g(x_i, y_i) = 1$ 인 각각의 흑점 화소에 대해서 그림 (2)의 방향코드  $\theta_k$  ( $k=1, 2, 3, 4$ ) 방향으로 연결된 기하학적  $d_k(x_i, y_i)$ 를 구한다.

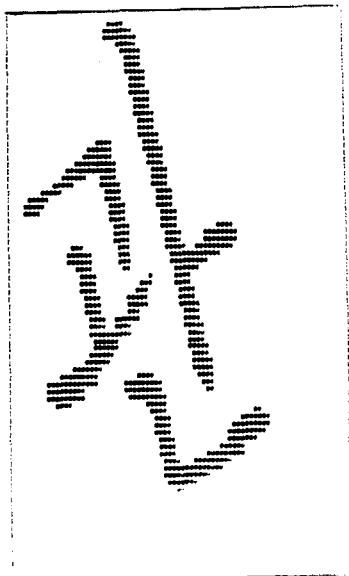


Fig. 1 Pattern G

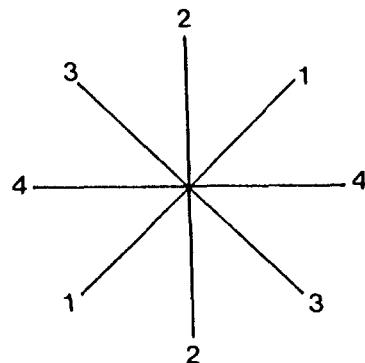
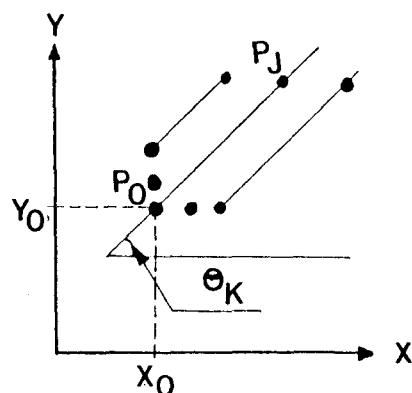


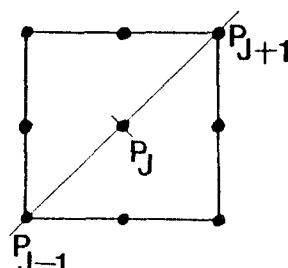
Fig. 2 Four Direction Cocle

디지털 화면에서 거리가  $2^{1/2}$ 이내의 등간격으로 나열된 방향은 수평, 대각, 수직, 역대각의 4방향이고,  $\theta_k$ 와  $\theta_k+180^\circ$ 는 같은 방향으로 취급한다.

한글 문자는 근사적으로  $45^\circ$ ,  $90^\circ$ ,  $135^\circ$ ,  $180^\circ$ 의 방향성 Segment의 조합으로 구성된다. 그러므로 이들 4방향에 대한 기하학적 거리  $d_k(x_i, y_i)$ 는 직접 격자점을 탐색하여 검출할 수 있다.



(a) Sensor S



(b) j the cell

Fig 3. Sensor and J th Cell

디지털 화면에서는 흑연결 부분이 잡음에 의해서 결함이 생길 수 있고, 이 결합 때문에 흑영역의 연결성이 상실된다. 이와 같은 잡음에 의해서 발생될 수 있는 결함을 보상하여 흑연결 영역을 검출하기 위해서 그림 (3)과 같은 탐색 셀(cell)을 이용한다. 그림 (3)에서 (a)는 셀이고, 이 셀은 8방향 근방화소들이다. (b)는 센서(sensor) S이고, 이 S에 의해서  $g_B(x_0, y_0)$ 에서  $\theta_k$  방향의  $d_k(x_0, y_0)$  구할 수 있으며 여기서  $P_0 = (x_0, y_0)$ 는  $d_k(x_0, y_0)$ 의 기준점이다.

$P_0$ 에서  $P_i$  ( $i=1, 2, \dots, n$ ) 까지의 거리는 다음과 같은 방법으로 구한다.

- i)  $P_i$ 가 흑점이면  $P_{i+1}$ 로 진행된다.
- ii)  $P_j$ 가 백점이면  $C_j$ 안에 있는 흑점의 수가  $\alpha$ 개 이상이면  $P_j$ 가  $P_0$ 로부터 흑영역의 연결성이 있다고 생각하고  $P_{j+1}$ 로 진행된다.
- iii)  $P_j$ 가 백점이고  $C_j$ 안에 있는 흑점의 수가  $\alpha$ 개 미만이면 흑영역의 연결성이 없다고 판단한다.
- iv) 이와 같은 방법으로  $P_0$ 로부터 순차판정을 반복한다.

만약  $P_j$ 점에서 흑영역 연결성이 없을 때 점  $(x_0, y_0)$ 로부터  $\theta_k$ 의 방향의 기하학적 거리  $\ell^+(x_0, y_0)$ 는 다음 식과 같다.

$$\ell^+(x_0, y_0) = [(x_{j+1} - x_0)^2 + (y_{j+1} - y_0)^2]^{1/2} \quad (2)$$

반대로 점  $(x_0, y_0)$ 로부터  $\theta_k + 180^\circ$  방향의 점열  $P_i$  ( $i=-1, -2, \dots, -n$ )를 생각한다. 셀  $C_{-j}$ 에 의해 순차판정을 반복하고,  $P_j$ 에서 흑영역 연결성이 없을 때 점  $(x_{-1}, y_{-1})$ 로부터  $(x_{-j}, y_{-j})$ 까지의 거리를  $\ell^-(x_0, y_0)$ 라 하면  $\ell^-(x_0, y_0)$ 는 다음 식과 같다.

$$\ell^-(x_0, y_0) = [(x_{-j+1} - x_0 - 1)^2 + (y_{-j+1} - y_0 - 1)^2]^{1/2} \quad (3)$$

따라서 점  $(x_0, y_0)$ 로부터  $\theta_k$  방향으로 흑영역 연결거리  $d_k(x_0, y_0)$ 는 다음 식과 같다.

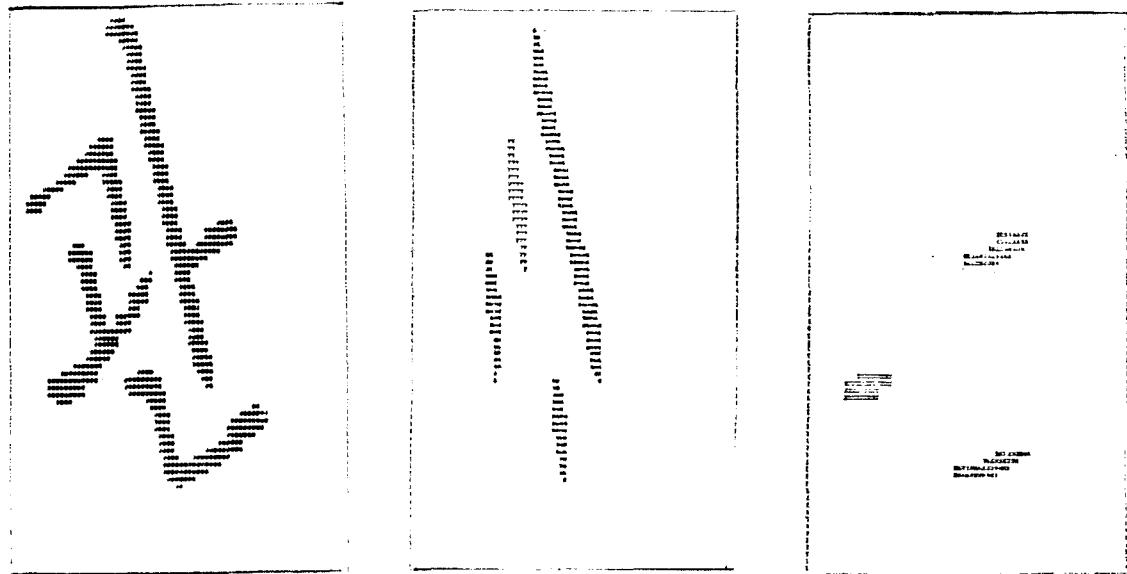
$$d_k(x_0, y_0) = \ell^+(x_0, y_0) + \ell^-(x_0, y_0) \quad (4)$$

식 (4)에 의해 점  $(x_0, y_0)$ 의 흑점이 4방향을 조사하여  $d_k(x_0, y_0)$ 가 어떤 값  $L_G$ 보다 크면 점  $P_0(x_0, y_0)$ 는  $k$ 방향으로 방향성을 보유한다.

이 때  $k$ 방향의 화면을  $G_k$ 라 하면

$$\begin{aligned} G_k = \{(x, y, z) \mid g_B(x, y) & \geq L_G \text{ 일 때 } Z=1 \\ d_k(x, y) & < L_G \text{ 일 때 } Z=0 \\ k=1, 2, 3, 4\} \end{aligned} \quad (5)$$

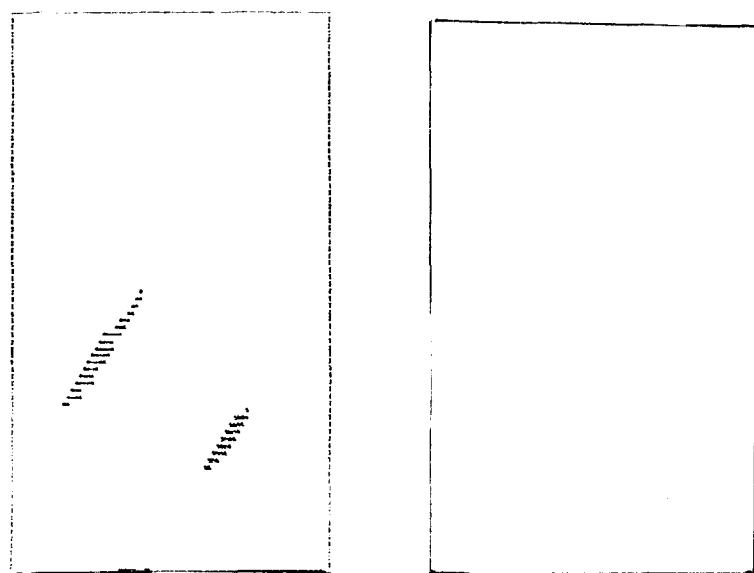
이다. 여기서  $G_k$ 를  $k$ 방향 화면이고,  $\theta_k$  방향의 흑영역 연결거리가  $L_G$ 보다 큰 흑점의 집합이다.



Original Pattern

$G_2$  Pattern

$G_4$  Pattern



$G_1$  Pattern

$G_3$  Pattern

Fig 4. Direction Pattern Generation

## 2. 回歸方程式

그림 (5)와 같이  $g(x_i, y_i)=1$ 인 혹점이 주어질 때 이 점들로부터 추정된 회귀방정식은 다음과 같다.

$$y = ax + b \quad (6)$$

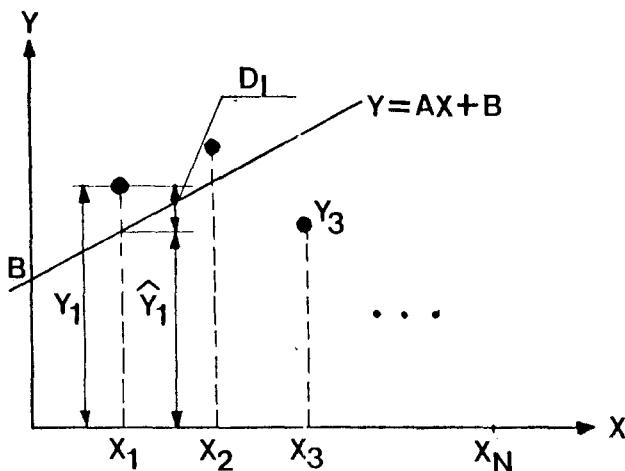


Fig 5. Direction Segments

여기서  $g(x_i, y_i)=1$ 인 점과 회귀방정식 위에 있는  $y$ 값 사이의 편차를  $d_i$ 라 하면 편차  $d_i$ 의 자승의 합이 최소로 되는 회귀방정식의 계수  $a$ 와  $b$ 를 결정한다.

$x$ 가 독립변수이고  $x=x_i$ 일 때  $y$ 와 식 (6)을 만족하는  $y$ 값을  $\hat{y}_i$ 라 하면  $y$ 와  $\hat{y}_i$ 는 다음 식으로 된다.

$$y = y_i \quad (7)$$

$$\hat{y}_i = ax_i + b \quad (8)$$

식 (7)과 (8)에서 편차  $d_i$ 는

$$d_i = y_i - \hat{y}_i \quad (9)$$

이고, 여기서  $d_i$ 는  $|y_i - ax_i - b|$  이므로  $k$ 개의 표본에 대한  $d_i$ 의 자승의 합의 함수  $\phi$ 는

$$\phi(a, b) = \sum_{i=1}^k (y_i - ax_i - b)^2 \quad (10)$$

로 주어진다. 식 (10)으로부터  $\phi$ 가 최소로 되기 위한 조건은

$$\frac{\partial \phi}{\partial a} = 0 \quad \frac{\partial \phi}{\partial b} = 0 \quad (11)$$

이다. 식(10)을  $a$ 와  $b$ 에 대해서 편미분하여 식(11)의 조건을 구하면

$$\sum \{x_i(y_i - ax_i - b)\} = 0 \quad (12)$$

$$\sum \{y_i - ax_i - b\} = 0 \quad (13)$$

와 같다.  $y_i$ 의 평균값을  $\bar{y}$ ,  $x_i$ 의 평균값을  $\bar{x}$ 라 하면 식(13)은 다음과 같다.

$$k\bar{y} - k\bar{x} - kb = 0 \quad (14)$$

$$b = \bar{y} - a\bar{x} \quad (15)$$

여기서  $\bar{y} = 1/k \sum y_i$ ,  $\bar{x} = 1/k \sum x_i$ 이다.

식(12)로부터

$$\sum \{x_i(y_i - ax_i - b)\} = \sum (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) - \sum a(x_i - \bar{x})^2 = 0 \quad (16)$$

로 된다. 식(16)으로부터 회귀방정식의 기울기  $a$ 는 다음과 같다.

$$a = \{\sum (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})\} / \{\sum (x_i - \bar{x})^2\} \quad (17)$$

여기서  $x$ 와  $y$ 는 2차 중심 모우멘트  $\alpha x^2$ ,  $\alpha y^2$ 과 상관계수  $\rho$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$\left. \begin{array}{l} \alpha x^2 = \sum (x_i - \bar{x})^2 \\ \alpha y^2 = \sum (y_i - \bar{y})^2 \\ \rho = \{\sum (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})\} / \alpha x \alpha y \\ \mu_{20} = \alpha x^2 \\ \mu_{02} = \alpha y^2 \\ \mu_{11} = \rho \alpha x \alpha y \end{array} \right\} \quad (18)$$

식(17)과 (18)로부터

$$a = (\rho \alpha x \alpha y) / \alpha^2 x = \mu_{11} / \mu_{20} \quad (19)$$

이고, 방향성 Segment 변형각은  $\theta_a$ 는

$$\theta_a = \tan^{-1}(\mu_{11} / \mu_{20}) \quad (20)$$

이다. 또한  $y$ 가 독립변수일 때 회귀방정식은

$$X = a'y + b' \quad (21)$$

라 하면  $x$ 가 독립변수일 때와 같은 방법으로 기울기  $a'$ 와 방향성 Segment의 변형각도  $\theta a'$ 는 다음과 같다.

$$a' = (\rho / \alpha x \alpha y) / \alpha^2 y = \mu_{11} / \mu_{02} \quad (22)$$

$$\theta a' = \tan^{-1}(\mu_{11} / \mu_{02}) \quad (23)$$

### III. 實驗及考察

### 1. 實驗方法

ITV 카메라, A/D변환기, 마이크로 컴퓨터로 구성된 화상입력 장치로 입력된 문자 패튼을  $80 \times 80$ 크기의 2차 패튼으로 변환한 후 미니 컴퓨터에 전송하여 Simulation하였다.

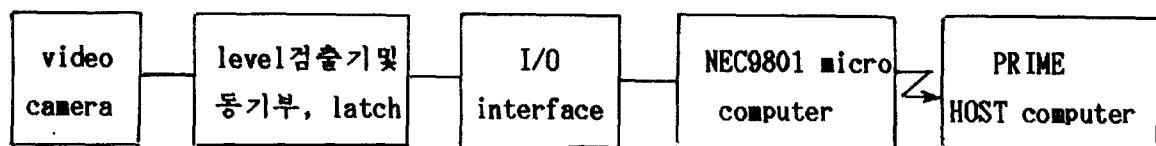


Fig. 6 The Block Diagram of Image Input Device

## 2. 實驗結果

### 가. 實驗에 利用한 變形文字

NO	회전변형문자	변형각		NO	회전변형문자	변형각	
		J축	I축			J축	I축
1	CIN05	0	-5	13	CJP05	5	0
2	CIN10	0	-10	14	CJP10	10	0
3	CIN15	0	-15	15	CJP15	15	0
4	CIN20	0	-20	16	CJP20	20	0
5	CIP05	0	5	17	CRN05	-5	-5
6	CIP10	0	10	18	CRN10	-10	-10
7	CIP15	0	15	19	CRN15	-15	-15
8	CIP20	0	20	20	CRN20	-20	-20
9	CJN05	-5	0	21	CRP05	5	5
10	CJN10	-10	0	22	CRP10	10	10
11	CJN15	-15	0	23	CRP15	15	15
12	CJN20	-20	0	24	CRP20	20	20

## 나. 正規化亭 I축 變形角度

	P05	P10	P15	P20	N05	N10	N15	N20	비고
A01	0	0	0	1	0	0	0	-1	
A02	6	6	8	9	4	0	-1	-3	
A03	6	7	8	9	3	-1	-2	-3	
A04	5	8	9	12	0	-2	-3	-4	
A05	5	7	8	9	0	0	-1	-2	
A06	5	6	8	9	0	0	-2	-3	
A07	7	10	12	14	1	-2	-8	-8	갓갓
A08	6	11	14	17	0	-3	-5	-13	
A09	4	5	7	11	2	-2	-3	-4	
A10	5	7	8	10	0	-2	-3	-3	
A11	5	6	9	10	1	0	-2	-4	
A12	5	7	10	16	-2	-3	-9	-9	값갓
A13	7	11	16	17	-4	-5	-8	-8	
A14	0	0	0	1	0	0	-1	-1	
A15	0	0	0	1	0	0	0	-1	
A16	4	4	7	8	1	0	-2	-2	
A17	2	5	6	9	1	0	-2	-3	
A18	8	10	12	15	0	-2	-3	-4	걸
A19	3	11	11	11	0	-1	-2	-3	
A20	5	8	11	12	0	-1	-2	-2	
A21	6	9	11	11	1	-1	-3	-8	
A22	4	9	10	10	0	-1	-2	-3	
A23	0	0	0	1	0	0	0	-1	
A24	7	9	10	11	2	0	-1	-2	
A25	3	5	7	8	0	0	-1	-2	
A26	7	11	11	15	0	-1	-3	-4	걸
A27	5	6	9	9	0	-1	-2	-3	
A28	5	9	11	12	1	-1	-2	-3	
A29	7	10	11	16	3	-2	-6	-7	경

	P05	P10	P15	P20	N05	N10	N15	N20	비고
A30	2	8	9	10	-1	-2	-2	-3	
A31	3	7	9	12	0	-1	-1	-2	
A32	11	13	16	19	-3	-6	-6	-6	겼
A33	3	3	4	5	1	0	0	-2	
A34	2	3	5	5	0	-1	-2	-4	
A35	4	5	7	9	-1	-1	-1	-9	곤
A36	0	2	4	5	0	-3	-4	-6	
A37	3	4	6	7	-1	-2	-5	-6	
A38	2	5	6	8	0	-1	-3	-6	
A39	1	3	4	6	-1	-1	-3	-5	
A40	10	11	16	18	-2	-13	-15	-25	곡곡곡
A41	3	6	12	15	1	-3	-12	-19	
A42	3	7	7	10	-3	-1	-3	-14	
A43	4	3	5	7	1	0	0	-1	
A44	2	3	11	12	1	1	0	-3	
A45	3	4	5	6	1	0	0	-4	
A46	9	10	10	10	1	-2	-3	-4	
A47	4	6	6	7	1	0	-1	-5	
A48	5	7	16	16	1	0	-5	-7	굴
A49	3	5	5	7	0	-1	-2	-7	
A50	2	3	4	5	0	-2	-4	-4	
A51	8	9	10	12	3	0	-7	-17	굿
A52	2	5	7	14	-1	-3	-6	-21	
A53	7	7	9	9	-2	-2	-4	-5	
A54	2	5	5	7	0	-2	-3	-5	
A55	5	5	5	5	0	0	0	-1	
A56	4	5	5	6	4	3	3	-4	
A57	7	8	8	9	7	6	5	3	
A58	3	5	6	6	2	0	0	-2	
A59	7	10	10	12	6	4	0	-6	근
A60	5	7	9	11	2	2	0	-6	글

	P05	P10	P15	P20	N05	N10	N15	N20	비고
A61	4	5	6	6	1	0	0	-3	
A62	1	1	3	4	0	0	-1	-2	
A63	19	21	22	23	10	0	-16	-29	굵
A64	9	12	13	16	4	-4	-7	-13	굵
A65	0	0	0	1	0	0	0	-1	
A66	4	5	7	7	1	0	0	-2	
A67	7	11	11	15	2	-1	-3	-4	길
A68	5	8	8	10	2	-1	-2	-3	
A69	5	6	8	9	0	-1	-2	-2	
A70	10	12	13	15	2	1	-3	-4	깊
A71	0	0	0	1	0	0	-1	-1	
A72	3	6	6	7	0	0	-1	-2	
A73	3	4	5	6	0	0	-2	-2	
A74	4	7	8	9	1	-2	-3	-3	
A75	3	5	6	7	1	0	-2	-2	
A76	3	5	9	10	0	-4	-6	-6	
A77	7	9	9	10	-3	-4	-5	-5	
A78	0	0	0	1	0	0	0	-1	
A79	0	0	0	1	0	0	0	-1	
A80	1	2	3	5	0	0	-1	-2	
A81	2	4	5	8	-1	-1	-3	-3	
A82	6	7	8	9	-2	-4	-5	-6	
A83	0	0	0	1	0	0	-1	-1	
A84	-1	-1	0	0	-1	-1	-2	-2	
A85	0	1	1	3	0	-2	-2	-4	
A86	0	0	1	2	-1	-1	-2	-3	
A87	0	1	1	3	-2	-3	-4	-5	
A88	1	2	4	5	0	-2	-3	-7	
A89	0	0	0	1	0	0	-1	-1	
A90	0	2	3	7	0	-2	-6	-7	
A91	0	0	0	1	0	0	0	-1	

	P05	P10	P15	P20	N05	N10	N15	N20	비 고
A92	0	4	5	6	0	0	-2	-3	
A93	5	6	7	9	0	-1	-3	-4	
A94	0	0	0	1	0	0	0	-1	
A95	0	0	0	1	0	0	-1	-1	
A96	0	0	0	1	0	0	0	-1	

### 3. 結 論

화상입력장치는 ITV 카메라와, A/D 변환기, 16Bit 마이크로 컴퓨터로 구성하였고, 80×80크기의 2치화된 패튼 데이터를 미니 컴퓨터에 전송하여 사용했다.

본 연구는 변형된 문자의 변형각 보상이므로, 실험에 사용한 문자는 표 1이 각 문자에 대해서 x축 y축에 대해  $\pm 5^\circ$  씩 25종류의 회전변형된 패튼과 이를 회전변형에 대한 9종류의 신축변형한 패튼을 필기 한글문자로 사용하였다.

실험결과 다음과 같은 사실을 알았다.

1. 인쇄체 한글의 방향성 Segment를 기준하여 회전변형이  $20^\circ$  이상되면 변형각 보상이 잘되지 않아서 충실한 방향성 특징 추출이 될 수 없었다.
2. 인쇄체 한글의 방향성 Segment를 기준하여 회전변형이  $20^\circ$  이내일 때는 본 방식의 정규화 처리로  $\pm 5^\circ$  이내로 각도 보상이 잘 되었다.
3. 인쇄체 문자의 방향성 Segment를 기준하여  $\pm 5^\circ$  이내의 회전변형된 패튼에 대해서는 충실한 방향성 Segment 추출이 가능했다.

이상의 특징으로 미지의 입력문자 패튼에 본 방식의 정규화 처리를 한 후 특징 추출을 할 때 회전변형이  $20^\circ$  까지는 충실한 특징추출을 할 수 있어 본 방식의 정규화를 필기 문자 인식의 전 처리 과정으로 활용하면 인식율 향상이 기대된다.

참 고 문 헌

1. Casey. R.G, "Moment Normalization of Hand Printed Characters" , IBM.J.RES. Develop , pp.584~557, 10, 1970
2. S.Ch.Ahn and M.K.kim, "A Study on the Size and Shape Pattern Normalization of Hand-written Hangeul Patterns" ,J.KICS, Vol.11, No.5, pp.332~339, (1986)
3. J.W.Park and J.K.Lee, "Recognition of Hand written-Hangeul by Shape Pattern" , J.KIEE, Vol.22, No.5, pp.420~428, (1985)
4. S.Ch.Ahn and M.K.Kim, "A Method of Distorted Character Pattern Generation from the Printed Hangeul Character Pattern" , KICS Report, Vol.5, No.1, pp.165~167, (1986)
5. N.Babauchi, "A Method of Direction Segments Extraction from Character Pattern without Thining Process" ,IECE, Vol.J65-D, No.7, pp.874~881, (1982)