

論 文

筆記體 한글文字의 크기 및 形態正規化에 관한 研究

正會員 安 錫 出* 正會員 金 明 起**

A Study on the Size and Shape Pattern Normalization of Hand-written Hangul Patterns

Suk Chul AHN* Myung Ki KIM** *Regular Members*

要 約 한글문자패턴의 인식율을 향상시키기 위해서 Gaussian 확률밀도 함수를 이용한 형태정규화의 한 방법을 제안한다. 제안된 방법은 입력패턴의 패턴 영역을 추출하여 2 변수보간법으로 패턴의 크기를 정규화 한 후, 크기정규화된 패턴의 상관계수를 0으로 하는 선형변환을 시켜 문자패턴의 기하학적 기울어짐 변형을 정규화시켰다. 입력패턴과 형태정규화된 패턴간의 관계를 이론적으로 해석하고 컴퓨터 시뮬레이션을 통해서 이론의 타당성을 확인하였다.

ABSTRACT This paper proposes a new method for the normalization of shape pattern based on Gaussian probability density function to increase automatic recognition rate of hand-written Hangul pattern. The sizes of hand-written Hangul pattern are detected from the input images, and pattern sizes are normalized by two variables interpolation. The pattern shapes are normalized by letting correlation coefficients equal to zero. It is analyzed theoretically and verified through computer simulation for the relation between input image and normalized shape pattern. It is confirmed that this method is effective and reasonable for deformed hand-written Hangul pattern. Experimental results show that the declination, size and stroke width of hand-written Hangul patterns are much improved.

1. 序 論

정보처리 자동화의 한 분야로서 印刷體文字

認識은 實用化에 진전을 보이고 있지만 筆記體文字는 筆者의 습성, 사용하는 도구, 써야할 대상물의 형태와 종류에 따라 문자의 크기, 기울어짐, stroke의 굵기 등이 변하므로 기계적으로 문자를 인식시키는데 많은 어려움이 있다.

* 釜山開放大學 印刷工學科

Dept. of Graphic Arts Engineering,
Busan Open University, 608-00 Korea.

** 東亞大學校 工科學 電子工學科

Dept. of Electronic Engineering, Dong A
University Busan, 600-02 Korea.
論文番號 : 86-35 (接受 1986. 8. 7)

이러한 변형을 흡수하여 필기체문자 인식율을 향상시키기 위해서 문자의 기울어짐을 추출한후 특정한 角으로 주사하여 기울어짐 보정이 된 문자데이터를 입력시키는 방법, 四角形內에 內接

시키는 기하학적 보정방법, Chess Board 이론으로 문자도형의 거리를 변화시키는 방법등으로 구조나 형태가 간단한 英文字나 數字의 필기체 문자를 정규화시키고 있다⁽¹⁾⁽²⁾⁽³⁾⁽⁴⁾⁽⁵⁾

특히 한문이나 한글문자는 영문자에 비해서 문자의 數가 방대하고 그 구조나 형태가 복잡하기 때문에 기계적인 인식이 어렵다.

그러나 이들 문자의 기계적 인식(이하 인식이라 칭함)에 대해서는 Mask를 이용한 인식, 필기 순서를 정보화한 인식, 漢文字의 周邊分布특징, 方向性 Vector field Matching 법 등으로 연구되고 있으며 한글문자의 인식은 1969년 문자의 구조적인 특징을 추출하여 이 문자가 구성된 공간 내에서 細分化 분리시켜 인식하는 방법으로 연구가 시작되었다⁽⁶⁾⁽⁷⁾⁽⁸⁾⁽⁹⁾

필기체 한글문자는 구조와 형태가 복잡하고 문자자체의 내칭성이 결여되어 있으므로 같은 문자라도 필자의 습성에 따라 그 變形이 크고 相關度가 다르게 된다.

本 論文에서는 필기체한글문자패튼(이하 패튼이라 칭함)에 대해서 인식율을 향상시키기 위해 입력패튼의 크기를 추출한 후 2 변수 보간법¹⁰에 의해 42×32画素의 크기로 패튼을 변환하고, 이 패튼의 相關係數를 0으로 하는 변환을 행하여 패튼의 기하학적 變形을 정규화하여 패튼 인식율을 향상시키는 한 방법을 제안하였다. 43×32로 크기변환된 패튼과 형태정규화된 패튼간의 관계를 Gaussian 확률밀도 함수로 해석하고 computer simulation을 통해서 이론의 타당성을 확인하였다.

2. Pattern의 形態正規化

가. Pattern Area 抽出 및 크기 正規化

그림 1과 같은 화상 F에서 문자를 구성하는 stroke의 画素가 포함된 最小長方形을 pattern area라 하고, 이를 화상 F'라 한다.

점 A, B, C, D의 좌표는 각각 (I_A, J_A) , (I_B, J_B) , (I_C, J_C) , (I_D, J_D) 이고 화상 F'의 폭을 J_{en} , 높이를 I_{en} 이라 하면 I_{en} 과 J_{en} 은 다음과 같다.

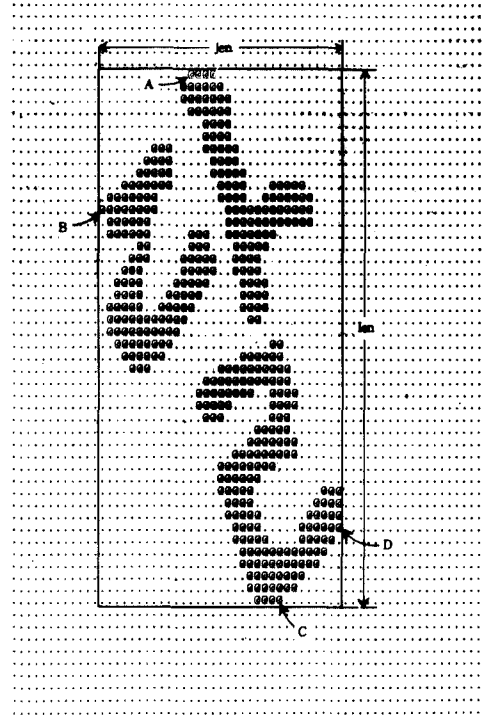


그림 1 문자화상 Character Image.

$$\left. \begin{aligned} I_{en} &= I_C - I_A + 1 \\ J_{en} &= J_D - J_B + 1 \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

이 F'의 수직 수평 화소의 좌표를 (x, y) 라 하면 F'는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} F' &= \{ (x, y, f(x, y)) | f(x, y) \\ &= 0, 1; x=1, 2, \dots, I_{en} \\ &\quad ; y=1, 2, \dots, J_{en} \} \quad (2) \end{aligned}$$

여기서 $f(x, y)$ 는 좌표 (x, y) 의 화소농도이고, I_{en} 과 J_{en} 은 x 와 y 의 최대값이며 $I_{en} \times J_{en}$ 은 F'의 크기이다.

그리고 $f(x, y) = 0$ 이면 화면의 배경, $f(x, y) = 1$ 이면 文字stroke를 구성하는 화소이다.

$I_{en} \times J_{en}$ 크기의 F'를 $K \times L$ 크기의 G로 변환시키면 G는

$$G = \{(x_i, y_j, f(x_i, y_j)) | x_i = x_1, x_2, \dots, x_K; y_j = y_1, y_2, \dots, y_L\} \quad (3)$$

이다. 여기서 x_i, y_j 는 x, y 의 標本點으로 다음과 같다.

$$\left. \begin{aligned} x_i &= 1 + \frac{I_{en} - 1}{K - 1} (i - 1); (i = 1, 2, \dots, K) \\ y_j &= 1 + \frac{J_{en} - 1}{L - 1} (j - 1); (j = 1, 2, \dots, L) \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

그리고 $f(x_i, y_j)$ 는 패턴 G에서 좌표 (x_i, y_j) 의 화소의 농도값으로 다음과 같다.

$$f(x_i, y_j) = C_1 x_i y_j + C_2 x_i + C_3 y_j + C_4 \quad (5)$$

여기서 C_1, C_2, C_3 그리고 C_4 는

$$\begin{aligned} C_1 &= z_1 - z_2 - z_3 + z_4 \\ C_2 &= l_j(z_2 - z_4) + (l_j + 1)(z_3 - z_1) \\ C_3 &= k_i(z_3 - z_4) + (k_i + 1)(z_2 - z_1) \\ C_4 &= z_1(l_j + 1)(k_i + 1) - z_2 l_j(k_i + 1) \\ &\quad - z_3(l_j + 1)k_i + z_4 l_j k_i \end{aligned}$$

가 된다. 여기서 z_1, z_2, z_3, z_4 는 다음과 같다.

$$\begin{aligned} z_1 &= f(k_i, l_j) & z_2 &= f(k_i, l_j + 1) \\ z_3 &= f(k_i + 1, l_j) & z_4 &= f(k_i + 1, l_j + 1) \end{aligned}$$

여기서 $k_i = [x_i], l_j = [y_j]$ 이고 $[]$ 는 정수만을 표시하는 Gauss 기호이다.

식(3), (4), (5)에 의해서 $I_{en} \times J_{en}$ 크기의 패턴이 $K \times L$ 크기의 패턴 G로 변환된다.

나. 문자패턴에 Gaussian 확률밀도함수의 도입

$K \times L$ 의 크기로 변환된 패턴의 變數 x_i 와 y_j 에 대한 확률변수를 X와 Y라 할때 X와 Y의 상관

도는 패턴의 형태에 따라 크게 달라진다. 이러한 패턴특성을 Gaussian 확률밀도함수 $f_{x,y}(x_i, y_j)$ 로 표시할 수 있다.

$$f_{x,y}(x_i, y_j) = \frac{1}{2\pi\alpha_x\alpha_y\sqrt{1-\rho^2}} \exp \left\{ \frac{-1}{2(1-\rho^2)} \left[\frac{(x_i - \bar{X})^2}{\alpha_x^2} - \frac{2\rho(x_i - \bar{X})(y_j - \bar{Y})}{\alpha_x\alpha_y} + \frac{(y_j - \bar{Y})^2}{\alpha_y^2} \right] \right\} \quad (6)$$

식(6)에서 \bar{X} 와 \bar{Y} 는 X와 Y의 期待值(평균값) α_x^2 와 α_y^2 은 X와 Y의 2次中心모우멘트, ρ 는 규격화된 중심모우멘트(X, Y의 相關係數)로 다음과 같이 정의된다.

$$\left. \begin{aligned} \bar{X} &= E(X) & \bar{Y} &= E(Y) \\ \alpha_x^2 &= E[(X - \bar{X})^2] & \alpha_y^2 &= E[(Y - \bar{Y})^2] \\ \rho &= E[(X - \bar{X})(Y - \bar{Y})] / \alpha_x\alpha_y \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

식(6)에서 $(x_i - \bar{X}), (y_j - \bar{Y})$ 를

$$x' = x_i - \bar{X} \quad y' = y_j - \bar{Y} \quad (8)$$

로 정의하고 지수함수의 역을 $f'(x', y')$ 로 하면 다음과 같다.

$$f'(x', y') = \frac{1}{(1-\rho^2)} \cdot \left(\frac{x'^2}{\alpha_x^2} - \frac{2\rho x' y'}{\alpha_x\alpha_y} + \frac{y'^2}{\alpha_y^2} \right) \quad (9)$$

식(9)를 行列로 표시하면

$$f'(x', y') = [x' \ y'] [C_x]^{-1} \begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} \quad (10)$$

이고 $[C_x]^{-1}$ 은

$$[C_x]^{-1} = \frac{1}{1-\rho^2} \begin{bmatrix} 1/\alpha_x^2 & -\rho/\alpha_x\alpha_y \\ -\rho/\alpha_x\alpha_y & 1/\alpha_y^2 \end{bmatrix} \quad (11)$$

이다. 식(11)에서 $[C_x]$ 는 Covariance Matrix 로

$$[C_x] = \begin{pmatrix} \mu_{20} & \mu_{11} \\ \mu_{11} & \mu_{02} \end{pmatrix} \quad (12)$$

이다. 식(12)에서 μ_{20} 와 μ_{02} 는

$$\mu_{20} = \alpha_x^2 \quad \mu_{02} = \alpha_y^2 \quad (13)$$

으로 X와 Y의 2차 중심 모우멘트이고 μ_{11} 은

$$\mu_{11} = \rho \alpha_x \alpha_y \quad (14)$$

로 共分散이다. 식(14)가 X와 Y의 상관도를 나타내며 식(12)을 이용한 x', y' 의 2차 방정식을 行列로 표시하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} &\mu_{20} x'^2 + 2 \mu_{11} x' y' + \mu_{02} y'^2 \\ &= [x' \ y'] \begin{pmatrix} \mu_{20} & \mu_{11} \\ \mu_{11} & \mu_{02} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} \end{aligned} \quad (15)$$

다. 平面内에서 Pattern의 獨立化

식(14)에서 $\rho = 0$ 일때 X, Y에 대해 패턴은 독립이 된다. 패턴은 X와 Y에 대해 독립화 하기 위해 다음 경우를 생각한다.

1) $\mu_{11} = 0$ 이고, $\mu_{20} > \mu_{02}$ 일 때

$$[x' \ y'] \begin{pmatrix} \mu_{20} & 0 \\ 0 & \mu_{02} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} \quad (16)$$

여기서 長方形인 패턴을 正方形패턴 (x, y) 로 Mapping 시키기 위해서 長軸을 축소하거나 短軸을 확대시키면 된다. 本 論文에서는 축소만을 고려하기 위해서

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & k_1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \quad (17)$$

을 도입하여 식(16)에 대입하면 k_1 은 다음과 같다.

$$k_1 = \sqrt{\frac{\mu_{20}}{\mu_{02}}} > 1 \quad (18)$$

식(16)에서 x, y 는

$$\begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1/k_1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} \quad (19)$$

이므로 y 축의 길이가 $1/k_1$ 로 축소된다.

2) $\mu_{11} \neq 0$ 이고, $\mu_{20} > \mu_{02}$ 일때

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} b_{11} & b_{12} \\ 0 & b_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \quad (20)$$

을 도입하여 식(15)가 변수 x, y 에 대해서

$$[x \ y] \begin{pmatrix} k_2 & 0 \\ 0 & k_2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} \quad (21)$$

이 되도록 변환시킨다. 식(20)에서 $x' = b_{11}x + b_{12}y$ 는 식(15) $\mu_{11} = 0$ 즉 패턴이 변수 X, Y에 獨立이 되도록 回轉시키기 위한 것이며 $y' = b_{22}y$ 는 장방형패턴을 정방형패턴으로 Mapping 시키기 위한 것이다.

$y' = b_{22}y$ 로 하였을 때 x^2 와 y^2 의 係數가 같아야 하므로 b_{22} 는

$$b_{22} = \sqrt{\frac{\mu_{20}}{\mu_{02}}} > 1 \quad (22)$$

이다. 식 (15), (20), (21)에서 k_2 는

$$k_2 = \mu_{20} b_{11}^2 \quad (23)$$

이고, b_{11} 과 b_{22} 는

$$\begin{aligned} b_{11}^2 &= \frac{\mu_{20} \mu_{02} - \mu_{11}^2}{\mu_{20}^2} b_{22}^2, \\ b_{12} &= -\frac{\mu_{11}}{\mu_{20}} b_{22} \end{aligned} \quad (24)$$

이다. 식(24)에서

$$b_{11}^2 + b_{12}^2 = \frac{\mu_{02}}{\mu_{20}} b_{22}^2 \quad (25)$$

이 되고, 식(22)로부터

$$b_{11}^2 + b_{12}^2 = 1 \quad (26)$$

이 되고 식(26)에서

$$b_{11} = \sin \theta \quad b_{12} = -\cos \theta \quad (27)$$

라 하면 식(24), (27)에서 변환된 (x, y) 는 식(20)에서

$$\begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1/b_{11} & -b_{12}/b_{11}b_{22} \\ 0 & 1/b_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} \quad (28)$$

로 된다. 그러므로 식(6)의 Gaussian 확률밀도함수는 변수 (x, y) 에 대해서 서로 독립인

$$\frac{1}{2\pi \mu_{20} \mu_{02}} \exp \left[-\frac{1}{2k} (x^2 + y^2) \right] \quad (29)$$

으로 된다.

3. 實 驗

가. 實驗方法

임의의 長方形패튼을 형태및 크기정규화를 시



그림 2 화상입력 장치
Example system

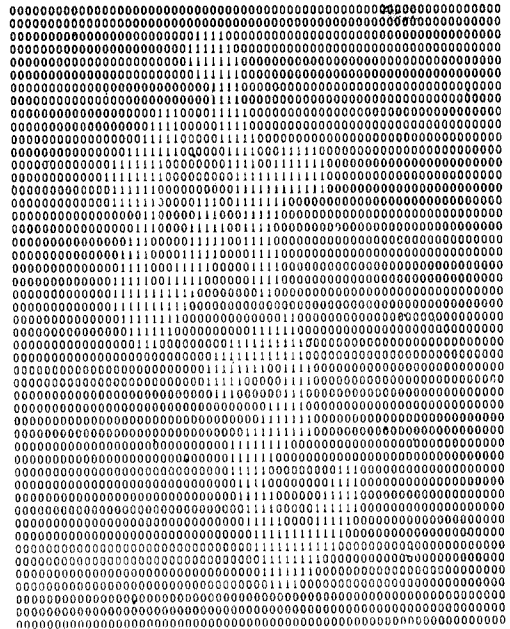


그림 3 “달”의 데이터베이스 예
Example of Data base for “Dal”

키기 위해서 사용한 입력장치는 ITV카메라, A/D 변환기(VD-100), 마이크로컴퓨터(NEC-9801)로 구성하였다.

구성된 화상입력장치로 마이크로 컴퓨터에 입력된 문자화상을 64×64크기의 2值패튼으로 변환한 후, 이 데이터블 미니 컴퓨터에 전송시켜 그림 4와 같은 순서로 Simulation 하였다.

그림 3에서 “0”는 화면의 배경을 의미하고, “1”은 문자를 구성하는 stroke의 화소를 의미한다.

나. Pattern Area의 抽出및 크기의 正規化

화소수가 64×64의 입력패튼에서 문자를 구성하는 最小長方形인 패튼영역을 추출한 후, 화소수가 42×32가 되도록 2변수 보간법¹⁰⁾에 의해서 패튼크리를 정규화 시켰다.

다. 形態正規化

42×32크기로 변환된 패튼데이터를 이용하여 x 축 및 y 축 방향의 2차 중심모우먼트와 공분산

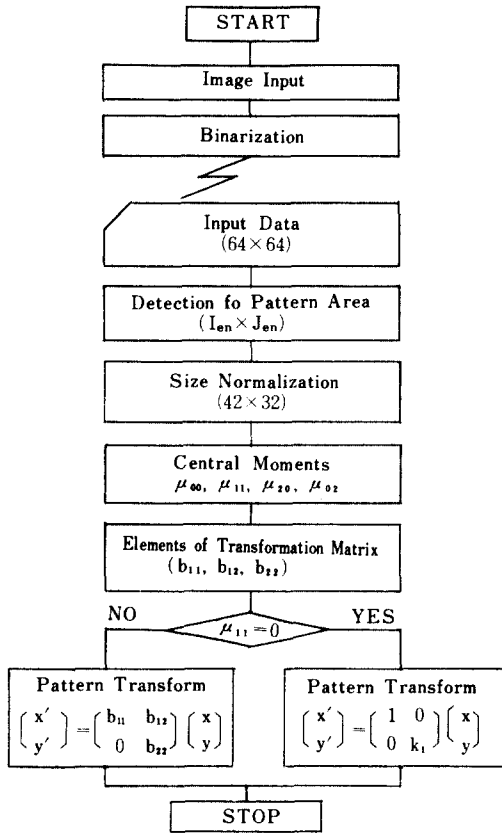


그림 4 형태 및 크기 정규화의 컴퓨터 시뮬레이션 흐름도
The computer simulation flow chart of shape and size Normalization

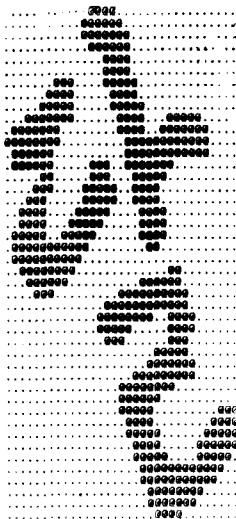
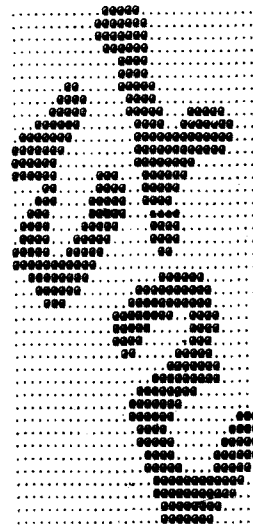


그림 5 패턴의 영역추출
Detection of Pattern Area

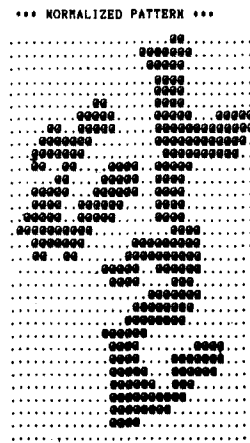
μ_{11} 을 구한 후, $\mu_{11} = 0$ 이 되도록 좌표축회전과 長方形을 正方形으로 선형변환시켜 패턴 정규화를 실시하였다.

형태정규화된 패턴은 입력화상의 패턴영역에 관계없이 일정한 크기의 正方形이고 상관도를 零으로하는 패턴으로 정규화가 수행된다.

2-VARIABLE INTERPOLATION



(1) Size normalized pattern



(2) Shape normalized pattern

그림 6 형태 및 크기 정규화패턴
Shape and size Normalized pattern

나. 形態正規化된 PATTERN

i) $|\mu_{11}| < |\mu_{02}|$, $|\mu_{11}/\mu_{02}| < 10.05$ 인 경우

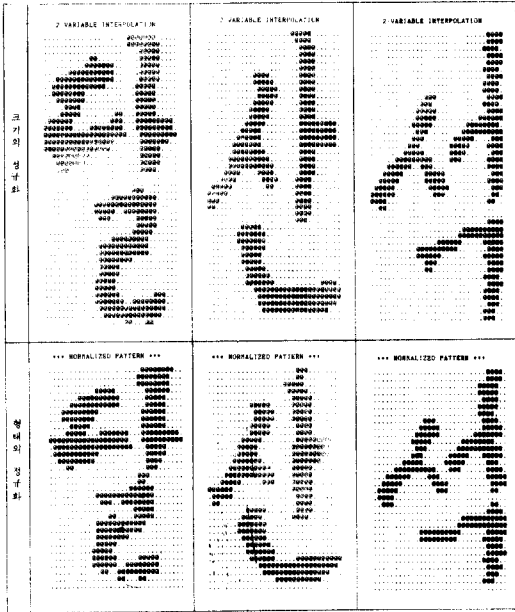


그림 7 $|\mu_{11}| < |\mu_{02}|$ 일때 정규화 pattern
Normalized pattern when $|\mu_{11}|$ is much less than $|\mu_{02}|$

iii) $\mu_{11} < 0$, $\mu_{11}/\mu_{02} < -0.05$ 인 경우

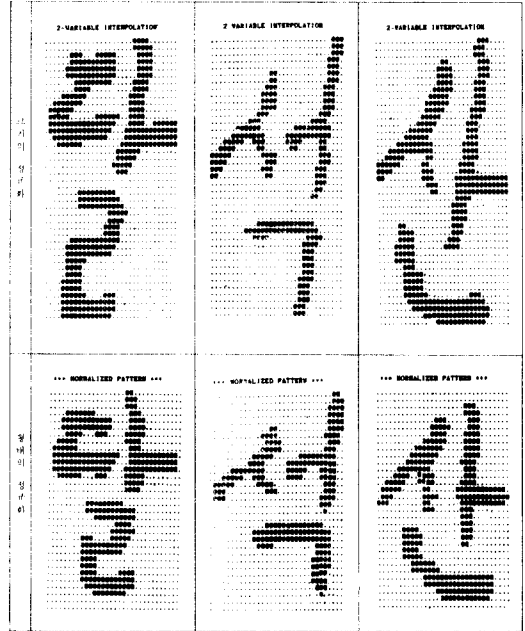


그림 9 $\mu_{11} < 0$ 일때 정규화 패턴
Normalized patterns when μ_{11} is negative

ii) $\mu_{11} > \rho$, $\mu_{11}/\mu_{02} > 0.05$ 인 경우

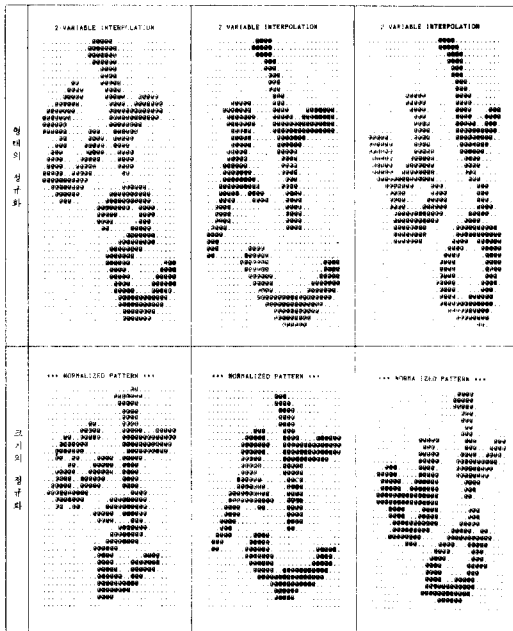


그림 8 $\mu_{11} > 0$ 일 때 정규화패턴
Normalized patterns when μ_{11} is positive

4. 結 論

본 논문에서는 필기자의 습성에 따라 변형이 심한 필기체 한글문자에 대한 인식율을 향상시키기 위해서 어떤 임의의 장방형 문자패턴에 대해서 정방형의 패턴으로 정규화 하는 방법을 제안하였다.

제안한 방법은 입력패턴의 공분산이 0이 되도록 좌표축을 회전 및 축소시키는 것으로 이 방법에 대해서 Gauss 확률밀도함수를 이용하여 이론적으로 규명하였고, computer simulation을 통해서 이론의 타당성을 확인하였으며, 다음과 같은 결론을 얻었다.

1. 크기가 정규화된 패턴은 입력패턴의 국부적인 변형을 잘 흡수한다.
2. 실제패턴에서 $\mu_{11} = 0$ 인 경우는 존재하기 어렵고, 단지 μ_{11} 의 절대값이 μ_{02} 의 절대값에 비해 매우 적을 때 ($1/|\mu_{11}/\mu_{02}| \leq 0.05$)는 장축이 단축과 같은 길이로 축소된다.

3. μ_{11} 의 값이 0보다 크고, $\mu_{11}/\mu_{02} > 0.05$ 일 때 기울어진 입력패턴의 보정이 잘 된다.

4. μ_{11} 의 값이 0보다 작고, $\mu_{11}/\mu_{02} < -0.05$ 일 때 기울어진 입력패턴의 변형에 대하여 보정이 잘 된다.

이상의 결과로 y축 방향에 대한 패턴의 기울어짐 변형 및 국부적 변형에 대해서 보정이 잘되므로 필기체 문자 인식의 전처리로 사용하면 패턴 인식을 향상이 기대된다.

參 考 文 獻

(1) R. G. Casey: Moment Normalization of Hand Printed Characters. IBM J. RES. Develop. SEP. 1970.
 (2) G. Nagy: Normalization Techniques for Hand Printed Numerals, ACM. vol. 13, no. 8, AUG. 1970.

(3) 塩野 充: 方向性 マッチングによる常用手書き文字の認識. 信學論(D). vol. J63-D. no. 5. 1981.
 (4) 脹部 哲郎: チェス盤距離分布に基づくベクトル場整合法を用いた手書き文字認識, 信學論(D). vol. J64-D. no. 12. 1982.
 (5) 木村 文隆: 手書き漢字の部分パターン抽出と認識. 信學論(D). vol. J64-D. no. 11. 1982.
 (6) 李 柱根, 南宮在贊, 金榮建: 한글Pattern에서 Subpattern 분리와 인식에 관한 연구. 電子工學會誌 vol. 18. no. 3. 1981.
 (7) 李 柱根, 김 흥기: 위상회전에 의한 필기체 한글의 자동 인식, 電子工學會誌 vol. 13. no. 1. 1976.
 (8) 崔 炳旭, 市川忠男, 藤田廣一: 한글 認識에 있어서의 子業抽出, 電子工學會誌 vol. 18. no. 2. 1981.
 (9) 朴 鍾旭, 李 柱根: Shape Pattern에 의한 필기체의 한글 인식, 電子工學會誌 vol. 22, no. 5. 1985.
 (10) 塩野 充: 漢字ドットパターンの次數變換と整形の一手法. 信學論(D). vol. J63-D. no. 7. 1981.



安 錫 出 (Suk Chul AHN) 正會員
 1950年12月12日生
 1976年2月: 東亞大學校 電子工學科 卒業
 1978年2月: 東亞大學校 大學院 電子工學科 卒業(工學碩士)
 1986年2月: 東亞大學校 大學院 電子工學科 博士課程
 1980年3月~現在: 釜山開放大學 印刷工學科 助教授



金 明 起 (Myung Ki KIM) 正會員
 1930年1月25日生
 1958年6月: 美國 海軍工科學大學 卒業
 1966年2月: 서울大學校 大學院 電子工學科卒業(工學碩士)
 1976年2月: 東亞大學校 大學院 電子工學專攻(工學博士)
 1954年2月-1969年3月: 海軍士官學校 教授部勤務
 1969年4月-1972年2月: IMEC電子株式會社 勤務
 1972年3月-現在: 東亞大學校, 工科學大學 電子工學科教授
 本學會 釜山-慶南支部長