한국통신학회 1986년도 춘계학술발표회 논문집(1986.5.24)

관성 모우멘트법에 의한 패턴정규화

최 부 귀 (동아대학교 전자공학과)
안 석 출* (부산개방대학 인쇄공학과)

A Study on Inertial Moment Normalization of the Pattern

Boo Gui Choi (Dong-A University)
Suk Chul An (Busan Open University)

Abaract

Handwritten charactes can be made more uniform than as-written if an appropriate linear transformation is performed on each input pattern.

Principal axes of inertia is convenient properties to use in specifying transformation.

Normalized pattern can be accomplished by transforming the original pattern according to the angle between X-axes and principal axes of inertia.

The computer simulation has demostrated that inertial moment normalization of the pattern.

I. 서 론

최근 필기체 문자 인식에 관한 많은 연구가 진행되고 있으며 필기체 문자 인식을 위한 사전처리 과정에서 세선화 알고리즘에 관한 정규화방식이 대부분이다.

그러나 필기체 문자 인식에 있어서 문자의 주변분포 특징을 이용한 필기체 문자 인식방식에서는 세선화 알고리즘에 의한 정규화가 아닌 인식을 위한 표준화 문자만 재구성하면 그 특징 표출이 가능하다.

변형이 심한 필기체 문자는 각 입력 Pattern에 적당한 선형변환이 수행된다면 쓸때의 상태보다 일양한 Pattern이 구성될수 있다.

본 논문에서는 Pattern의 중심점(重心点)에서의 관성 Moment를 최소로 하는 각 θ를 구해 θ의 값에 따라 X축회전, Y축회전 또는 무회전 으로 변환하여 Pattern 을 정규화 시키는 알고리즘을 제안한다.

II. 사전처리

컴퓨터에 입력된 정지화상을 함치처리에 의해서 2値화상으로 변환시킨후 이를 메이타를 64 X 64크기로 기억시킨다.

1. 화상영역 표출

Pattern의 크기는 각 변이 좌표축과 평행한 최소의 장방형 크기로 나타낸다.

즉 Pattern의 크기는 H X W로 된다.

H : 세로크기

W : 가로크기

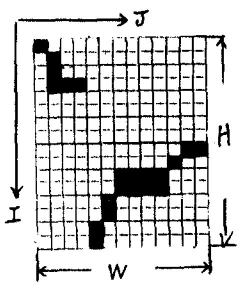

Fig.1 Detection of size

2. 화상크기 정규화

화상크기 정규화 이전의 Pattern을 H X W로서 식(1)과 같이 X.Y.Z공간(Z는 濃度値 에 대응)내의 메이타집합 F로 나타낸다.

$$F = \{(x,y,f(x,y) \quad f(x,y) = 0,1, \quad x=1,2,\ldots H \; ; \; y=1,2,\ldots W\} \quad \ldots\ldots\ldots\ldots (1)$$

Z=f(x,y)는 화상크기 정규화 이전의 Pattern을 나타내는 함수이다.

Pattern F를 식(2)로 나타내도록 차수 K X L의 Pattern G로 변환하는 것으로 한다.

$$G=\{(x_i,\ y_i,\ f(x_i,y_i) \quad x = x_1,\ x_2,\ \ldots x_K \; ; \; y = y_1,\ y_2,\ \ldots y_L\} \quad \ldots\ldots (2)$$

단

$$X = 1 + \frac{H-1}{K-1}(i-1)$$

$$Y = 1 + \frac{J-1}{L-1}(j-1)$$

식(1)에서 나타난 F의 H X W개의 데이타점 이외의 임의의 $1<x_i<H$, $1<y_i<W$ 로 되는 sampling point(x_i, y_i) 농도값 $f(x_i, y_i)$를 얻을수 있다.

(x_i, y_i)의 주위의 4개의 데이타점은 $K = [x_i]$, $L = [y_i]$ 로 하고, 여기서 [ ]기호는 가우스 심볼이다.

각 점의 농도값은 식(1)에 의해서 다음과 같이 된다.

$$Z = f(k_i, l_i)$$
$$Z = f(k_i, l_{i+1})$$
$$Z = f(k_{i+1}, l_i)$$
$$Z = f(k_{i+1}, l_{i+1})$$

가 된다.

이들 4개의 데이타점을 지나는 최저차의 곡면방정식으로부터 sampling point에 있어서의 Z의 값을 식(3)과 같이 보간 근사한다.

$$f(x_i, y_i) = C_1 x_i y_i + C_2 x_i + C_3 y_i + C_4 \quad \cdots\cdots\cdots (3)$$

여기서 구해진 $f(x, y)$의 값은 θ 또는 1의 정수를 말하고 합치 e $(0<e<1)$에 의해 2치화 한다.

III. 패턴의 정규화

화상 $f(x,y)$의 $(p+q)$차 moment는

$$M_{pq} = \sum_X \sum_Y X^p Y^q f(x,y) \quad \cdots\cdots\cdots (4)$$

0차 moment M_{00}는 단순히 화상농도 $f(x,y)$의 총 합이다.
2치 화상에서 $f(x,y)$는 0 또는 1 이므로 M_{00} 는 화상의 면적이 된다.
화상의 중심(重心)의 좌표 (X_g, Y_g)는

$$X_g = \frac{M_{10}}{M_{00}}, \quad Y_g = \frac{M_{01}}{M_{00}} \quad \cdots\cdots\cdots (5)$$

Central Moment 는 다음식으로 주어진다.

$$M_{pq} = \sum_X \sum_Y (X-X_g)^p (Y-Y_g)^q f(x,y) \quad \cdots\cdots\cdots (6)$$

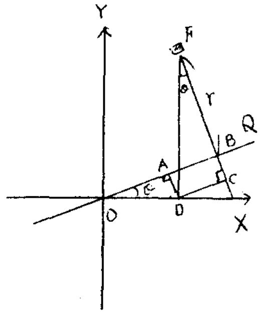

Fig. 2 Principal axes of Inertial

그림 2에서 점 O를 지나는 X축과 θ로 되는 각을 만드는 OQ축의 관성 Moment M_θ는

$$M_\theta = \int_{-\infty}^{\infty}\int_{-\infty}^{\infty} f(x,y) r^2 \, dx dy \quad \cdots\cdots\cdots (7)$$

단 $r = y\cos\theta - x\sin\theta$

여기서 M_θ를 최소로 하는 각θ는

$$\theta = 1/2 \tan^{-1} \frac{2M_{11}}{M_{20} - M_{02}} \pm \frac{n\pi}{2} \quad \cdots\cdots\cdots (8)$$

따라서 Pattern P의 Moment Matrix M은

$$M = \begin{bmatrix} M_{20} & M_{11} \\ M_{11} & M_{02} \end{bmatrix}$$

Pattern P가 Matrix A를 갖는 선형 Mapping 과정에서 새로운 Pattern P^*로 변환되었다면은 P^* Pattern의 Moment Matrix 를 M^*라 하면

$$AMA' = M^* \quad \cdots\cdots\cdots (9)$$

$$M^* = \begin{bmatrix} K & 0 \\ 0 & K \end{bmatrix}$$

정규화 이전의 Pattern $f(x,y)$가 좌표변환을 이용하여 Pattern $g(x', y')$로 변환되기를 원한다.

관성의 주축 OQ가 X축과 이루는 각이 45 일때 관성의 주축 기울기 B는 이고, $M_{20} = M_{02}$이다.
따라서 무회전 Transform 이며 일정크기의 변환만 하면된다.

$$X = a_{11} x'$$
$$Y = a_{22} y' \quad \cdots\cdots\cdots (10)$$

관성의 주축 OQ가 X축과 이루는 각 θ $-45 < \theta < +45$ 일때 관성의 주축 기울기 $|B| < 1$이다.

$$X = a_{11} x' + a_{12} y'$$
$$Y = a_{22} y' \quad \cdots\cdots\cdots (11)$$

관성의 주축 OQ가 X축과 이루는 각 θ, $-90 < \theta$ 또는 $45 < \theta < 90$ 일때 주축 기울기 $|B| > 1$이다.

$$X = a_{11} x'$$
$$Y = a_{12} x' + a_{22} y' \quad \cdots\cdots\cdots (12)$$

IV. 실험및 고찰

실험은 64 X 64로 입력된 데이타를 사용하여 시뮬에이션 하였으며, 실험문자는 의도적으로 기울어지게 만들어진 데이타를 이용하여 정규화전의 Pattern과 정규화후의 Pattern 을 비교하였다.

나타난 현상자체는 변형이 있으나 정규화 이전의 Pattern에 대한 주변분포 특징과 정규화후의 Pattern에 대한 주변분포 특징을 비교하면 기울어진 Pattern의 변형에 대해 많은 보정이 이루어졌다.

IV. 결 론

본 논문에서는 64 X 64 2치 화상을 32 X 32 크기의 2치 화상으로 2변수 보관법에 의해 보간시킨후 Pattern의 관성주축 Y' 또는 X'를 구하여 관성주축 0 의 값에 따라 선형변환 Matrix A를 변경시켜 Transform 시킨결과 변형된 Pattern이 일양하게 형성되었다.

이 방식은 필자의 습성에 따라 변형이 심한 필기체 문자 인식을 위한 정규화 과정에 사용할수 있다.

(참고문헌)

1. Casey, R.G "Moment normalization of Hand printed characters", IBM J.RES. Develop pp.548-557, 10,1970
2. Mitsuru Shiono "Recognition Hand printed charaters by Directional Matching Method", 信學論(D). vol. J60-D, No12, pp.402-409, 12,1970
3. Mitsuru Shiono, "A Method of size transformation and shape Adjustment for Dotted KANJI Patterns", 信學論(D), vol.J63-D, No.7, pp.558-564, 7,80
4. Michio Yasuda, "An Improvement of Correlaltion Method for Character Recognition", 信學論(D), vol.J62-D, pp.217-224, 3,79.