명도 한글 글씨 영상에서의 비선형 형태 정규화 알고리즘

김 상엽*° 김 대인** 이 성환**
* 고려대학교 부설 정보통신기술공동연구소
** 고려대학교 컴퓨터학과

Nonlinear Shape Normalization Algorithms for Gray-Scale Handwritten Hangul Images

Sang-Yup Kim* ° Dae-In Kim** Seong-Whan Lee**
* Research Institute for Information and Communication Technology
Korea University
** Department of Computer Science and Engineering
Korea University

요 약

일반적으로 비선형 형태 정규화 과정은 필기체 문자에서 발생하는 형태 변형을 보상하기 위하여 사용되며, 현재까지 이진 영상에 대한 비선형 형태 정규화 방법들이 제안되었다. 그러나 현존하는 대부분의 문자 인식 시스템은 스캐너를 통하여 입력된 명도 문자 영상을 이진화하여 사용하고 있기 때문에 이진화로 인해 야기되는 문자 영상에 대한 정보 유실 및 잡영 첨가 현상이 비선형 형태 정규화 과정에 누적되어 결과적으로 좋은 특징 추출 결과를 기대하기 어려운 실정이다.

본 연구에서는 이진화에 의한 정보의 손실을 최소화시키고, 필기체 문자에서 발생하는 다양한 형태 변형을 효과적으로 보상할 수 있는 명도 영상에서의 비선형 형태 정규화 방법을 제안한다. 제안된 명도 영상에서의 비선형 형태 정규화 방법들의 성능을 객관적으로 검증하기 위하여 처리 시간 및 복잡도 등을 기준으로 평가하였으며, 다양한 명도 한글 글씨 데이타에 대한 실험을 통하여 이진 영상에서의 비선형 형태 정규화 방법에 비해 제안된 방법이 변형이 심한 한글 글씨 데이타의 품질을 개선하는데 있어서 매우 효율적임을 확인할 수 있었다.

1. 서론

최근 들어 인쇄체 문자 인식 기술의 발달에 힘입어 필기체 문자 인식에 관한 연구가 활발히 진행되고 있다. 인쇄체 문자와 달리 필기체 문자에서는 사람마다 다양한 필기 형태가 존재하기 때문에 그로 인한 문자 영상에서의 형태 변형이 매우 크다. 이와같이 필기체 문자에서 발생하는 다양한 형태 변형을 효과적으로 보상하여 일정한 크기와 형태를 갖는 문자 영상으로 변환시키는 형태 정규화 방법이 필요하다[1].

일반적으로 필기체 문자에서 발생하는 변형은 크게 선형 형태 변형(linear shape variation)과 비선형 형태 변형(nonlinear shape variation)으로 분류할 수 있다. 선형 형태 변형은 이동(translation), 신축(scale), 회전(rotation), 밀림(shear) 등을 포함한 것으로 일반적인 선형 형태 정규화 방법으로 해결 가능하지만 불규칙적이고 부분적으로 발생하는 비선형 형태 변형은 해결하기가 어렵다. 또한 필기체 문자에서의 형태 왜곡은 변형의 양상을 예측할 수 없어 그 어려움이 더하다.

그림 1은 변형으로 인해 서로 다른 모습을 한 글자들이 일정한 형태로 보정되는 이상적인 비선형 형태 정규화의 예를 나타낸 것이다. 비선형 형태 정규화에 의하여 형태가 보정된 글자 영상은 인식기의 부담을 줄여 인식률을 높일 수 있다. 그러나 이러한 이상적인 비선형 형태 정규화의 구현은 실제적으로 거의 불가능하므로, 일정한 형태로 보상해 주는 비선형 형태 정규화 방법의 개발이 필요하다.

이러한 문제점들을 해결하기 위하여 필기체 문자에서 발생하는 형태 왜곡을 효과적으로 보상하기 위한 다양한 비선형 형태 정규화 방법들이 제안되었다[2][3].

현존하는 대부분의 문자 인식 시스템이 그러하듯이 기존의 비선형 형태 정규화 방법들은 모두 이진 영상을 대상으로 하고 있다. 스캐너에 입력된 명도 영상을 이진화 함으로써 야기되는 문자 영상에 대한 정보 유실과 문자의 배경에 잡영 등이 추가되어 원래 문자 영상에 대한 정보를 유지하기가 매우 어렵다. 결국, 문자에 대한 정보의 손실이 불가피한 이진 영

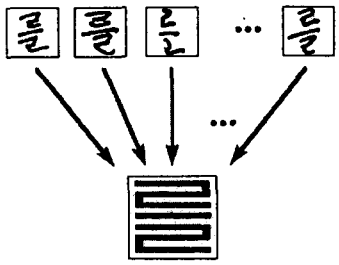


그림 1: 이상적인 비선형 형태 정규화

상으로부터 비선형 형태 정규화를 통하여 형태 변형을 효과적으로 보상하기에는 한계가 있다. 이와같이 이진화는 명도 영상에 존재하는 지형적 정보와 같은 유용한 데이타의 손실을 피할수 없다. 최근들어 명도 영상으로부터 지형적 특징 정보를 추출하거나 지형적 정보를 이용하여 문자를 분할하고 인식하는 명도 영상에 존재하는 지형적 정보의 중요성을 강조하는 논문이 발표되고 있다[4][5]. 명도 영상에서 직접적으로 특징을 추출하거나 인식할 경우에는 명도 영상에 존재하는 정보를 유지할 수 있는 형태 정규화 방법이 필요하다.

따라서, 본 논문에서는 이진화에 의한 정보의 손실을 없애고, 필기체 문자의 다양한 형태 변형을 효과적으로 흡수할 수 있는 명도 영상에 대한 직접적인 비선형 형태 정규화 방법을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 일반적인 명도 영상에서의 선형 형태 정규화 방법과 제안된 비선형 형태 정규화 방법들에 대하여 자세하게 설명하고, 3장에서는 제안된 비선형 형태 정규화 방법들의 평가를 위한 비교 실험 및 결과를 제시하고, 마지막으로 4장에서 결론을 맺는다.

2. 명도 영상에서의 형태 정규화

문자 인식 과정 중 전처리에 해당하는 형태 정규화는 일반적으로 다양한 크기와 모양을 갖는 문자 영상을 일정한 크기를 갖는 새로운 문자 영상으로 변환시키는 과정이다. 특히 필기체 문자와 같이 형태의 변형이 심한 경우 이러한 형태 정규화 과정을 통해 일정한 형태를 갖는 새로운 문자 영상을 생성함으로써 이후의 특징 추출 및 인식 모듈의 효율을 향상시킬 수 있다. 형태 정규화 과정은 변환 방식에 따라 선형 형태 정규화 방법(linear shape normalization method)과 비선형 형태 정규화 방법(nonlinear shape normalization method)으로 구분될 수 있다.

본 장에서는 명도 문자 영상에서 사용될 수 있는 일반적인 선형 형태 정규화 방법과 비선형 형태 정규화 방법을 두 가지 관점으로 나누어 기술한다. 먼저 입력 영상의 각 점에서 특징을 수평축 또는 수직축으로 투영하여 특징 투영 히스토그램을 구하는 특징 투영 단계(feature projection)와 특징 투영 히스토그램을 재표본화하고 변환될 각 점에서의 새로운 명도값을 결정함으로써 입력 명도 영상의 특징 밀도를 균일화하는 특징 밀도 균일화 단계(feature density equalization)로 구분될 수 있다.

L 단계의 명도 영상에 있어서, I × J 크기의 입력 명도 영상을 M × N 크기의 정규화 명도 영상으로 변환한다고 할 때 입력 영상과 정규화 영상에서 각 화소에 대응하는 명도값을 각각 $f(i,j)$와 $g(m,n)$이라고 하면

$$f(i,j) = v$$
$$g(m,n) = v \qquad (1)$$

여기서, $v = 0,\cdots,L-1$; $i = 1,2,\cdots,I$; $j = 1,2,\cdots,J$; $m = 1,2,\cdots,M$; $n = 1,2,\cdots,N$으로 정의할 수 있다. 또한 입력 영상의 점 (i,j)에서 특징 투영을 수평축과 수직축으로 투영하는 함수를 각각 $H(i)$와 $V(j)$라고 정의하기로 한다.

이와 같은 기호 정의에 따르면 특징 투영 단계는 함수 $H(i)$와 $V(j)$를 계산하는 과정이라고 할 수 있으며 특징 밀도 균일화는 입력 영상 $f(i,j)$의 좌표 (i,j)에 대응하는 정규화 영상 $g(m,n)$의 좌표 (m,n)과 대응되는 명도값을 구하는 과정이라고 할 수 있다.

2.1 명도 영상에서의 선형 형태 정규화(방법 1)

선형 형태 정규화는 일반적으로 이동, 신축, 회전, 밀림 등의 다양한 선형 변환을 포함하지만, 본 논문에서는 신축만을 고려하기로 한다.

• 특징 투영

신축은 입력 영상의 크기와 정규화 영상의 크기에만 의존하므로 특징 투영 함수를 단순히 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$H(i) = 1$$
$$V(j) = 1 \qquad (2)$$

따라서, 선형 형태 정규화에서는 입력 영상의 특징으로는 단지 입력 영상의 크기 정보만이 사용되었음을 쉽게 알 수 있다.

• 특징 밀도 균일화

선형 형태 정규화에서는 정규화 영상의 좌표 (m,n)에 대응하는 입력 영상의 좌표 (i',j')를 다음과 같은 수식으로 계산할 수 있다.

$$i' = m \times \frac{I}{M}$$
$$j' = n \times \frac{J}{N} \qquad (3)$$

여기서 $i' \in [1,I], j' \in [1,J]$이다.

식 (3)의 i'와 j'는 실제로 실수값을 갖게 되는데, 이진 영상에서는 이와 같은 실수 좌표 (i',j')를 반올림하여 정수값을 갖는 좌표로 바꾸어 사용하여도 아무런 문제가 없다. 그러나, 명도 영상에서는 정규화

영상의 모든 좌표들에 대한 명도값이 재조정되어야 하기 때문에 이러한 점을 고려하지 않을 경우에는 좋은 결과를 얻을 수 없다. 따라서 식 (3)에 의해 계산된 좌표가 실수값을 갖기 때문에 발생되는 문제점을 해결하기 위해서는 보간(interpolation)의 개념이 도입되어야 한다. 영상의 기하학적 처리에 자주 사용되는 보간 방법으로 최단 이웃 근사법(nearest neighborhood approximation)이 아닌 2차원적인 보간법[6]을 들 수 있는데, 이 방법의 기본적인 개념은 다음과 같다.

식 (3)에 의해 계산된 i'와 j'는 입력 영상에서 이미 알고 있는 정수 좌표들의 명도값과 계산된 실수 좌표 (i',j')로 부터 주위에 존재하는 정수 좌표들과의 거리 정보를 이용하여 대응하는 정규화 영상 좌표 (m,n)의 명도값을 결정하게 된다.

입력 영상의 실수 좌표 (i',j')에 이웃하는 정수 좌표 q,r,s,t의 명도값을

$$\begin{aligned} L_q &= f(\lfloor i' \rfloor, \lfloor j' \rfloor) \\ L_r &= f(\lfloor i' \rfloor + 1, \lfloor j' \rfloor) \\ L_s &= f(\lfloor i' \rfloor, \lfloor j' \rfloor + 1) \\ L_t &= f(\lfloor i' \rfloor + 1, \lfloor j' \rfloor + 1) \end{aligned} \tag{4}$$

로 정의할 수 있다. 또한 좌표 (i',j')와 이웃하는 좌표 $(\lfloor i' \rfloor, \lfloor j' \rfloor)$ 사이의 수평 거리와 수직 거리를 각각 δ_H와 δ_V라고 하면 다음과 같은 수식으로 표현할 수 있다.

$$\begin{aligned} \delta_H &= i' - \lfloor i' \rfloor \\ \delta_V &= j' - \lfloor j' \rfloor \end{aligned} \tag{5}$$

결국, 정규화 영상의 좌표 (m,n)과 대응되는 명도값은 다음과 같이 계산될 수 있다.

$$g(m,n) = \eta_u + (\eta_d - \eta_u) \times \delta_V \tag{6}$$

여기서,

$$\begin{aligned} \eta_u &= \delta_H \times (L_r - L_q) + L_q \\ \eta_d &= \delta_H \times (L_t - L_s) + L_s \end{aligned} \tag{7}$$

이다.

식 (7)은 각각 상위 좌표들과 하위 좌표들에 대한 수평축에 대한 보간 과정이고, 식 (6)은 식 (7)에 의해 보간된 수평축에 대한 명도값을 이용하여 최종적으로 수직축에 대하여 보간하는 과정을 표현하고 있다. 그림 2의 (나)는 보간 개념을 적용한 명도 영상에서의 선형 형태 정규화의 예를 보여주고 있다.

2.2 명도 영상에서의 비선형 형태 정규화

본 절에서는 제안된 명도 영상에서의 비선형 형태 정규화(gray-scale nonlinear shape normalization: GNSN) 방법들을 다양한 입력 영상의 특징에 따라 구분하여 설명한다.

2.2.1 명도 밀도를 이용한 GNSN(방법 2)

이 방법은 입력 영상에서의 누적 명도값, 즉 명도 밀도를 입력 영상의 특징으로 사용한 방법이다.

- 특징 투영

명도 밀도를 이용한 GNSN 방법의 특징 투영 함수는 입력 영상을 왼쪽에서 오른쪽 또는 위에서 아래로 주사하면서, 각 화소의 명도값을 수평축과 수직축으로 투영함으로써 구해진다.

$$\begin{aligned} H(i) &= \sum_{j=1}^{J} f(i,j) + \alpha_H \\ V(j) &= \sum_{i=1}^{I} f(i,j) + \alpha_V \end{aligned} \tag{8}$$

여기서, α_H와 α_V는 상수로써 이 값의 의미는 3장에서 설명될 것이며, 일단 0이라고 가정하자.

- 특징 밀도 균일화

특징 밀도 균일화는 특징 투영 히스토그램을 재표본화하고 정규화 영상에 대응하는 명도값을 재결정함으로써 입력 영상에 대한 특징 밀도를 균일화하는 단계이다. 일반적으로 입력 영상에서 정규화 영상으로의 사상(mapping)은 정규화 영상의 모든 좌표의 값이 주어지도록 보장하기 위하여 역사상 방법이 필요하게 된다. 따라서, 비선형 형태 정규화 영상의 좌표 (m,n)에 대응하는 입력 영상의 좌표를 (i',j')라고 정의하자. 이 때, i'와 j'는 실수값을 가지며 특징 투영 함수를 바탕으로 계산하면 직접 구할 수는 없지만 (i',j')에 인접한 정수 좌표 q,r,s,t를 계산할 수 있다. 인접한 좌표중의 하나인 (i_q,j_q)는 다음과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned} i_q &= max\{i | \sum_{k=1}^{i} H(k) \le m \times \frac{\sum_{k=1}^{I} H(k)}{M}\} \\ j_q &= max\{j | \sum_{l=1}^{j} V(l) \le n \times \frac{\sum_{l=1}^{J} V(l)}{N}\} \end{aligned} \tag{9}$$

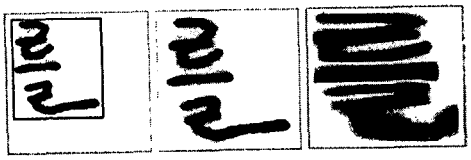
여기서 $i = 1,2,...,I$; $j = 1,2,...,J$; $m = 1,2,...,M$; $n = 1,2,...,N$이고 $i_q \in [1,I]$, $j_q \in [1,J]$이다. 따라서, 이웃한 점 q,r,s,t의 명도 값은

$$\begin{aligned} L_q &= f(i_q, j_q) \\ L_r &= f(i_q + 1, j_q) \\ L_s &= f(i_q, j_q + 1) \\ L_t &= f(i_q + 1, j_q + 1) \end{aligned} \tag{10}$$

로 재정의할 수 있다.

한편, 식 (2)를 식 (9)에 대입하면, 앞서 기술한 단순한 형태의 선형 형태 정규화 식 (3)으로 쉽게 변환될 수 있음을 확인할 수 있다.

비선형 형태 정규화 영상의 좌표 (m,n)의 명도값을 계산할 때에 선형 형태 정규화 과정에서 기술한 보간법을 그대로 적용한다면 그림 2의 (다)와 같은 좋은 결과를 기대하기 어렵다.



(가) (나) (다)

그림 2: 명도 영상에서의 형태 정규화 (가) 입력 영상, (나) 선형 형태 정규화 영상, (다) 비선형 형태 정규화 영상

선형 형태 정규화 과정에서는 입력 영상의 특징이 단지 입력 영상의 크기이기 때문에 기존의 보간법을 그대로 적용할 수 있지만, 비선형 형태 정규화에서는 식 (3)에 의해 결정된 실수 좌표 (i',j')와 이웃하는 좌표 (i_q,j_q) 사이의 거리를 입력 영상의 크기가 아닌 특징 투영 함수를 바탕으로 하여 계산하여야 한다. 이와 같은 개념을 이용하면 식 (5)를 다음과 같이 다시 정의할 수 있다.

$$\delta_H = \frac{m \times \frac{\sum_{k=1}^{I} H(k)}{M} - \sum_{k=1}^{i_q} H(k)}{\sum_{k=1}^{I} H(k)}$$

$$\delta_V = \frac{n \times \frac{\sum_{l=1}^{J} V(l)}{N} - \sum_{l=1}^{j_q} V(l)}{\sum_{l=1}^{J} V(l)} \qquad (11)$$

최종적인 정규화 영상의 좌표 (m,n)과 대응되는 명도값은 식 (6)과 식 (7)에 의해서 계산되며 그림 2의 (다)와 같은 비선형 형태 정규화 영상을 얻을 수 있다.

2.2.2 명도 변화에 바탕을 둔 획 밀도를 이용한 GNSN(방법 3)

이 방법은 낮은 명도에서 높은 명도로 변화하는 명도 변화의 합으로 정의되는 획 밀도를 특징으로 사용한 방법이다.

- 특징 투영

명도 변화에 바탕을 둔 획 밀도를 이용한 GNSN 방법에서는 입력 영상을 수평 수직 방향으로 주사하면서 낮은 명도에서 높은 명도로 바뀔 때의 명도 변화의 합을 수평축, 수직축으로 투영함으로써 계산된다. 먼저 명도 변화에 대한 특징 함수 $F_H(i,j)$와 $F_V(i,j)$를 다음과 같이 정의한다.

$$F_H(i,j) = \begin{cases} f(i,j) - f(i,j-1) \\ \qquad if\ \ f(i,j-1) < f(i,j), \\ 0 \\ \qquad if\ \ f(i,j-1) \geq f(i,j). \end{cases}$$

$$F_V(i,j) = \begin{cases} f(i,j) - f(i-1,j) \\ \qquad if\ \ f(i-1,j) < f(i,j), \\ 0 \\ \qquad if\ \ f(i-1,j) \geq f(i,j). \end{cases} \qquad (12)$$

수평, 수직 특징 함수를 이용해서 특징 투영 단계는 다음과 같이 표현된다.

$$H(i) = \sum_{j=1}^{J} F_H(i,j) + \alpha_H$$

$$V(j) = \sum_{i=1}^{I} F_V(i,j) + \alpha_V \qquad (13)$$

- 특징 밀도 균일화

명도 밀도를 이용한 비선형 형태 정규화 방법에서와 동일하다.

2.2.3 획 간격에 바탕을 둔 획 밀도를 이용한 GNSN(방법 4)

이 방법은 단순히 명도 변화에 바탕을 둔 획 밀도를 이용한 방법을 개선하기 위하여 획 간격(line interval)을 사용하여 획 밀도를 정의한다.

- 특징 투영

획 간격에 바탕을 둔 획 밀도를 이용한 GNSN 방법에서는 입력 영상의 좌표 (i,j)에서의 수평축 특징 함수 $F_H(i,j)$와 수직축 특징 함수 $F_V(i,j)$를 사용하였다. 특징 함수 $F_H(i,j)$와 $F_V(i,j)$는 그림 3에서 보는 바와 같이 두 획 사이의 간격에 대한 역수로 정의된다.

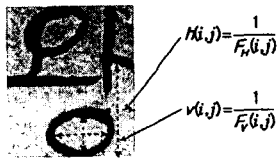


그림 3: 획 간격의 정의

명도 영상에서의 획 간격은 명확히 구분되는 것이 아니기 때문에 다음과 같은 조건으로 획 간격을 계산하였다.

$$P_{H1} = max\{i' | i' < i,\ f(i',j) > f(i,j) + T\}$$
$$P_{H2} = min\{i' | i' > i,\ f(i',j) > f(i,j) + T\}$$
$$P_{V1} = max\{j' | j' < j,\ f(i,j') > f(i,j) + T\}$$
$$P_{V2} = min\{j' | j' > j,\ f(i,j') > f(i,j) + T\} \qquad (14)$$

여기서, T는 양의 실수로서, 획 간격을 결정하기 위한 명도차에 대한 문턱값이다. 입력 영상의 좌표 (i,j)의 네 방향 획 성분 P_{H1}, P_{H2}, P_{V1}, P_{V2}가 결정되면 획 간격은 다음과 같이 정의된다.

$$h(i,j) = P_{H2} - P_{H1}$$
$$v(i,j) = P_{V2} - P_{V1} \qquad (15)$$

여기서, $h(i,j)$는 좌표 (i,j)의 오른쪽과 왼쪽에 이웃하는 두 획 사이의 수평 간격을 나타내며, $v(i,j)$는

좌표 (i,j)의 위와 아래에 이웃하는 두 획 사이의 수직 간격을 나타낸다.

$$F_H(i,j) = \frac{1}{h(i,j)}$$
$$F_V(i,j) = \frac{1}{v(i,j)} \quad (16)$$

이와 같이 특징 함수 $F_H(i,j)$와 $F_V(i,j)$를 정의하면 특징 투영 단계는 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$H(i) = \sum_{j=1}^{J} F_H(i,j)$$
$$V(j) = \sum_{i=1}^{I} F_V(i,j) \quad (17)$$

• 특징 밀도 균일화

획 간격에 바탕을 둔 획 밀도를 이용한 GNSN의 특징 밀도 균일화 단계에서도 정규화 영상의 모든 좌표의 값이 주어지도록 보장하기 위하여 역사상 방법이 필요하게 된다. 따라서, 비선형 형태 정규화 영상의 좌표 (m,n)에 대응하는 입력 영상의 좌표를 (i',j')라고 정의했을때, 특징 투영 함수를 바탕으로 계산하면 i'와 j'는 직접 구할 수는 없지만 (i',j')의 인접한 정수 좌표 q,r,s,t를 계산할 수 있다. 인접한 좌표중의 하나인 (i_q,j_q)는 다음과 같이 정의된다.

$$i_q = max\{i|A \times \sum_{k=1}^{i} H(k) + i_0 \le m\}$$
$$j_q = max\{j|B \times \sum_{l=1}^{j} V(l) + j_0 \le n\} \quad (18)$$

여기서 $i = 1,2,...,I$; $j = 1,2,...,J$; $m = 1,2,...,M$; $n = 1,2,...,N$이고 $i_q \in [1,I]$, $j_q \in [1,J]$이며, i_0와 j_0는 정규화 영상의 시작 위치이고, A와 B는 입력 영상에서 정규화 영상으로의 뒤틀림을 정규화하기 위한 상수이다[3]. 이하의 수식 전개는 방법 2의 특징 밀도 균일화 과정과 동일하다.

식 (18)에서, i_0와 j_0를 각각 0이라고 하고, 상수 A와 B를 다음과 같이 정의하면, 식 (18)은 방법 2에서 정의한 식 (9)와 같은 형태를 이룬다.

$$A = \frac{M}{\sum_{k=1}^{I} H(k)}$$
$$B = \frac{N}{\sum_{l=1}^{J} V(l)} \quad (19)$$

이와 같은 방법으로 방법 2에서 정의된 특징 밀도 균일화는 획 간격에 바탕을 둔 획 밀도를 이용한 방법의 특별한 경우임을 유도해 낼 수 있다.

3. 실험 결과 및 분석

본 장에서는 다양한 형태 변형을 효과적으로 보상할 수 있는 명도 영상에서의 비선형 형태 정규화 방법의 성능 평가를 위하여 처리 시간 및 계산 복잡도를 고려하여 실험한 결과를 제시하고, 다른 방법들과의 비교 분석 결과를 기술한다. 각 방법의 비교상의 편의를 위하여 기존의 선형 형태 정규화 방법과 제안된 비선형 형태 정규화 방법들을 다음과 같이 표기하기로 하자.

방법 1 : 기존의 선형 형태 정규화

방법 2 : 제안된 명도 밀도를 이용한 GNSN

방법 3 : 제안된 명도 변화에 바탕을 둔 획 밀도를 이용한 GNSN

방법 4 : 제안된 획 간격에 바탕을 둔 획 밀도를 이용한 GNSN

3.1 실험 환경

2장에서 기술된 명도 영상에서의 선형 및 비선형 형태 정규화 방법들은 Windows95 환경의 Pentium PC상에서 Visual C++를 사용하여 구현하였다.

실험에는 다양한 성별, 연령별 분포를 고려하여 선정한 다양한 필기자를 대상으로 현재 구축중인 KSC 완성형 한글 빈도순 상위 520자, 1000벌의 명도 한글 글씨 데이타베이스이다[7]. 그림 4는 실험에 사용된 명도 한글 글씨 데이타의 예를 보여주고 있다.

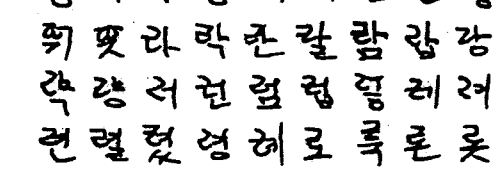


그림 4: 명도 한글 글씨 데이타의 예

3.2 상수 α_H와 α_V의 의미

2장에서 α_H와 α_V의 값을 0으로 가정했다. 하지만, $\alpha_H = 0$인 상태에서 명도 밀도를 이용한 GNSN 방법을 사용하여 문자 "이"를 수평축으로 정규화할 경우, 문자 "이"의 가운데 공백 부분은 투영된 특징 함수의 값이 상대적으로 작으므로, 정규화된 영상에서는 가운데 공백 간격이 좁아져서 문자 획이 지나치게 접근하는 현상이 발생한다. 이와 같은 비선형적인 형태 정규화는 자연스럽지 못하다.

상수 α_H는 이런 효과를 줄이기 위해 적용되는 선형 가중치로써, α_H값을 크게 하면 투영된 특징의 효과를 줄이는 역할을 한다. α_V는 α_H와 같은 의미를 가진다. 이 때, 상수 α_H와 α_V의 값을 매우 크게 하면 투영된 특징의 효과가 줄어 들기 때문에, 직사각형을 정사각형에 정규화하는 선형 형태 정규화와 같게 된다.

3.3 고찰

각 방법의 차이를 쉽게 비교할 수 있도록, 명도 한글 글씨 영상 "를"에 대한 각 방법의 결과를 그림 5에 나타내었다. 그림 5에서 각 비선형 형태 정규화 방법의 특징 밀도 균일화 결과가 항상 균일하지 않음을 볼 수 있다. 그 이유는 각 방법에서 히스토그램 균일화가 2차원적으로 수행되었기 때문이다[2].

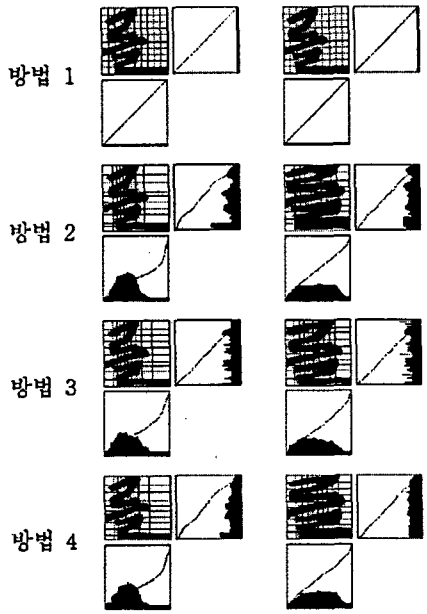


그림 5: 명도 한글 글씨 영상 "를"에 대한 특징 투영과 특징 밀도 균일화의 예

표 1은 명도 영상에서의 형태 정규화 방법들에 대한 처리 시간 및 계산 복잡도를 보여 주고 있다.

표 1: 제안된 형태 정규화 방법에 대한 실험 결과

방법	처리속도 (ms/char)	계산 복잡도 (특징 투영 단계)
방법 1	21.70	I+J
방법 2	22.15	2(I × J)
방법 3	22.85	4(I × J)
방법 4	34.84	(I+J+2)(I × J)

처리 속도 및 계산 복잡도의 측면에서 본다면, 명도 밀도를 이용한 방법 2가 비교적 우수한 것을 확인할 수 있다.

그림 6은 다양한 명도 한글 데이타 글씨 영상 "를"에 대해서 각 방법을 사용하여 형태 정규화한 예를 보여주고 있다.

입력 영상을 보면, 필기자의 습관에 따라 동일한 부류의 문자간에도 다양하게 쓰여진 경향이 있음을 쉽게 알 수 있는데, 이러한 경향에 의해 발생하는 불규

그림 6: 명도 한글 글씨 영상 "를"에 대한 형태 정규화의 예

칙적인 형태 변형은 선형 형태 정규화로는 해결할 수 없다. 명도 밀도를 이용한 방법 2는 문자 형태의 불균형을 어느 정도 수정할 수는 있지만 비선형 형태 정규화된 영상의 획의 두께가 입력 영상의 획의 길이에 매우 민감하다. 방법 3은 명도 변화가 많은, 즉 획 밀도가 높은 부분은 강조되어 확대되고 명도 변화가 작은 부분은 축소된다. 이 방법은 정규화 영상의 획의 두께가 거의 일정하고 문자의 형태가 균형을 이루지만 내부 획들의 위치 정규화에 있어서는 여전히 문제점을 안고 있다. 방법 4는 획 사이의 간격이 좁은 부분은 확대되고, 그렇지 않은 부분은 축소되어 문자의 형태 불균형을 수정하고 획 사이의 간격을 균등하게 정규화한다.

4. 결론 및 앞으로의 연구 방향

본 논문에서 제안된 명도 영상에서의 비선형 형태 정규화 방법은 최근 들어 관심이 고조되고 있는 명도 문자 영상을 이용한 문자 인식에 효과적으로 사용될 수 있다는 특징이 있다.

다양한 필기 형태에 의해 심한 형태 변형이 존재하는 필기체 문자에 적합한 명도 영상에서의 비선형 형태 정규화 방법을 제안하고 그 과정을 특징 투영 단계와 특징 밀도 균일화 단계로 나누어 설명하였다.

본 논문에서는 인식 결과를 이용한 성능 비교는 없었으나, 기존의 이진 영상에 대한 연구 결과[8]를 미루어 판단하건데 제안된 명도 영상에서의 비선형 형태 정규화 방법이 매우 효과적일 것은 자명한 사실이다.

앞으로, 본 연구 결과에 바탕을 두어 명도 문자 영상에서의 효과적인 특징 추출 알고리즘에 관한 연구가 필요하며 더불어 한글 글씨와 같은 대용량이면서 유사한 문자 집합에 대한 통계적 분석을 수행하여 보다 효과적인 명도 영상에서의 전처리 및 특징 추출 방법에 관한 연구가 절실히 요구되고 있는 실정이다. 또한 명도 영상 한글 글씨 인식기에 대한 개발과 아울러 인식 결과를 이용해서 본 논문에서 제안된 명도 영상에서의 비선형 형태 정규화 방법의 유용성을 검증할 예정이다.

감사의 말씀

본 연구는 시스템 공학 연구소 주관 국어 정보 베이스 구축 사업중 "오프라인 한글 글씨 데이타베이스의 구축" 과제의 연구비 지원을 받았음.

참고 문헌

[1] 이 성환, 문자 인식 : 이론과 실제, I, II권, 홍릉과학 출판사, 1994년 4월.

[2] H. Yamada, K. Yamamoto and T. Saito, "A Nonlinear Normalization for Handprinted Kanji Character Recognition - Line Density Equalization," *Pattern Recognition*, Vol. 23, No. 9, 1990, pp. 1023-1029.

[3] J. Tsukumo and H. Tanaka, "Classification of Handprinted Chinese Characters Using Nonlinear Normalization Methods," *Proc. of 9th Int. Conf. on Pattern Recognition*, Rome, Italy, November 1988, pp. 168-171.

[4] S.-W. Lee and Y. J. Kim, "Direct Extraction of Topographic Features for Gray Scale Character Recognition," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 17, No. 7, July 1995, pp. 724-729.

[5] S.-W. Lee, D. J. Lee and H.-S. Park, "A New Methodology for Gray-Scale Character Segmentation and Recognition," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1996(In press).

[6] C. A. Lindley, *Practical Image Processing in C*, John Wiley & Sons, Inc., 1991.

[7] 이성환, 송희현, 김종수, 이용재, 박희선, "대용량 오프라인 한글 글씨 데이타의 설계," 제 7회 한글 및 한국어 정보처리 학술대회 논문집, 서울, 1995년 10월, pp. 131-136.

[8] S.-W. Lee and J. S. Park, "Nonlinear Shape Normalization Methods for the Recognition of Large-Set Handwritten Characters," *Pattern Recognition*, Vol. 27, No. 7, 1994, pp. 895-902.