

확장된 평균 엔트로피에 기반한 명도 영상 필기 데이터의 품질 자동 평가

Automatic Quality Measurement of Gray-scale Handwriting Based on Extended Average Entropy

박 정 선*
(Jeong-Seon Park)

요약 1990년대 OCR에 대한 관심이 고조되면서, 다양한 필기 데이터베이스가 전 세계적으로 구축되었다. 그러나, 현재 연구분야에서 직면한 문제는 필기 품질을 포함하여 자기 다양한 방법으로 구축된 데이터베이스 내에서 필기 문자의 품질을 평가하는 것이다.

본 논문은 다양한 필기 데이터베이스를 비교하고, 문자 인식기의 성능을 객관적으로 평가하는데 사용할 수 있는 필기 품질을 측정하는 방법을 제안한다. 여기서 사용된 핵심 아이디어는 각각의 문자 샘플을 필기 품질에 따라 여러 개의 그룹으로 나누는 것이다.

제안된 방법의 성능을 평가하기 위하여, 대용량 필기 한글 데이터베이스인 KU-1 데이터베이스에 대한 실험을 수행한 결과, 제안된 방법이 필기 데이터베이스를 비교하고, 인식기의 성능을 객관적으로 평가하는데 유용하게 사용할 수 있는 가능성을 확인하였다.

주제어 필기 인식, 엔트로피 척도, 필기 품질 평가

Abstract With a surge of interest in OCR in 1990s, a large number of handwriting or handprinting databases have been built one after another around the world. One problem that researchers encounter today is that all the databases differ in various ways including the script qualities.

This paper proposes a method for measuring handwriting qualities that can be used for comparison of databases and objective test for character recognizers. The key idea involved is classifying character samples into a number of groups each characterizing a set of qualities.

In order to evaluate the proposed method, we carried out experiments on KU-1 database. The result we achieve is meaningful and the method is helpful for the target tasks.

Keywords Handwriting recognition, entropy measure, handwriting quality measurement

1. 서론

지금까지 다양한 필기 스타일과 형태 변형을 포함하는 다양한 필기 문자 데이터베이스[1, 2, 3, 4]가

구축되어 여러 인식기의 성능을 평가하는데 자주 사용되어 왔다.

이러한 인식 시스템들을 객관적으로 비교하고 평가하기 위해서는 공통의 데이터베이스에 대한 인식 실험을 통한 비교가 필요하다.

그러나, 공통 데이터베이스에 대한 인식 실험은 현실적으로 불가능하다. 왜냐하면, 학습하고, 실험하는데 사용된 데이터베이스에 따라서 각각의 특정 인식

* 고려대학교 컴퓨터학과
서울시 성북구 안암동, 136-701
전화 : 3290-4282, FAX : 926-2168
e-mail: jspark@image.korea.ac.kr

방법이 달라지기 때문이다. 그러므로, 각기 다른 데이터베이스를 사용하는 인식 방법을 객관적으로 평가하기 위해서는, 각각의 인식기의 특성에 영향을 받지 않는 필기 문자 데이터베이스의 자동 품질 평가를 통해서, 주어진 데이터베이스의 인식 난이도를 추정하는 것이 바람직하다(5).

이러한 필기 품질 평가에 관한 연구가 꾸준히 진행되고 있다(6, 7, 8). 그러나, 사람의 평가에 근거를 둔 연구(6)에서는 품질 평가를 결정하는데 필요한 가중치를 결정하기 위해서 일단 사람에 의한 각각의 문자 데이터에 대한 평가가 필요한데, 이는 객관적이지 않고, 사람이 개입되는 만큼 자동적인 품질 평가를 보장하지 못한다는 문제점이 있다. 인식 방법에 기반을 둔 평가 방법(7)에 의하여 평가되어 정렬된 각각의 문자의 품질은 미리 정의된 인식기의 특성에 따라 영향을 받는 단점이 있으며, 이 연구에서 사용된 단순하고 반복적인 방법은 평가 기준을 올바르게 정할 수 없다는 단점이 있다. 마지막으로, 엔트로피에 기반한 방법(5, 8, 9)은 단지 같은 문자에 속한 데이터에 대해서 하나의 결과 값으로 인식의 난이도를 추정하는 문제점이 있다. 다음 <표 1>은 기존의 이진 영상 데이터베이스의 필기 품질을 평가하는 기존의 방법들을 평가 척도와 단위로 나누어 비교한 것이다.

(표 1) 기존 방법의 비교

	품질 평가 기준	단 위
T.Kato (6)	사람의 평가	하나의 영상
S.-L Chou(7)	인식 성능	하나의 영상
H. Hase(9)	변형 엔트로피	문자 전체 영상
D.-H. kim(8)	평균 엔트로피 차이	문자 전체 영상
J.-T. Kim(5)	엔트로피-기반 복잡도	데이터베이스

본 논문에서는, 에러를 유발할 수 있는 어떠한 이진화 과정을 거치지 않고도 명도 영상 데이터베이스에서 직접 필기 변형을 측정하기 위하여, 이진 영상 데이터에서 계산되는 평균 엔트로피(average entropy : AE)(9) 척도의 개념을 바탕으로 확장된 평균 엔트로피(extended average entropy: EAE) 척도를 제안한다. 다음으로, 제안된 EAE 척도를 사용하여 필기 문자의 품질을 평가하는데 사용하고, 한 문자 클래스에 포함된 모든 데이터를 각각의 필기 품질에 따라 여러 개의 그룹으로 나눈다.

제안된 방법의 성능을 입증하기 위하여, 대용량 필기 한글 데이터베이스 KU-1에 대하여 실험한 결과, 제안된 방법이 필기 한글 데이터의 품질을 객관적이고 자동으로 분류하는데 효과적임을 알 수 있었다.

2. 변형 척도

기존의 여러 연구에서 평균 엔트로피(average entropy)(9), 분포 엔트로피(distribution entropy), 단위 길이 엔트로피(unit length entropy), 평균 엔트로피 차이(average entropy difference)(8) 등 다양한 변형 척도들이 이진 영상에서 필기 품질을 평가하는데 사용되었다. 이러한 모든 방법들에 대한 보다 자세한 비교 및 평가는 D.-H. Kim 등의 연구 논문(8)을 참고하기 바란다.

본 절에서는 기본적인 평균 엔트로피(average entropy: AE) 척도를 소개하고, 이를 명도 영상으로 확장한다. 확장된 평균 엔트로피(extended average entropy: EAE)는 다음 절에서 각각의 데이터 그룹의 필기 품질을 평가하는데 사용할 것이다.

2.1. 이진 영상에서의 평균 엔트로피(AE)

한 문자 클래스에 포함된 $X \times Y$ 크기의 영상이 M 개 있다고 하고, $f(x, y)$ 를 모든 영상의 점 (x, y) 에서 검은 점이 나타난 횟수라고 하자. 그러면, 점 (x, y) 에서 검은 점이 발생할 확률은 다음과 같이 추정할 수 있다.

$$p(x, y) = \frac{f(x, y)}{M}, \quad x = 1, 2, \dots, X; \quad y = 1, 2, \dots, Y \quad (1)$$

여기서, X, Y 는 각각 x 축과 y 축의 크기를 말하고, M 은 한 문자 클래스에 속한 영상 데이터의 개수이다. 다음으로, 점 (x, y) 에서의 엔트로피는 식 (2)에 의해서 계산된다(9).

$$h(x, y) = -p(x, y) \log_2 p(x, y) - (1 - p(x, y)) \log_2 (1 - p(x, y)), \quad (2)$$

여기서, $(1 - p(x, y))$ 는 이진 영상 집합에서 점 (x, y) 에서 흰 점이 발생할 확률을 의미하며, 엔트로피는 $0 \leq h(x, y) \leq 1$ 의 값을 갖는다.

식 (2)를 사용하여 한 클래스에 속한 영상들의 평균 엔트로피(AE), e^a 를 다음과 같이 정의한다.

$$e^o = \frac{1}{X \cdot Y} \sum_{x=1}^X \sum_{y=1}^Y h(x, y), \quad (3)$$

여기서, AE는 $0 \leq e^o \leq 1$ 의 값을 갖는다. 한 문자 클래스에 속한 모든 영상 데이터가 동일할 때, AE의 최소값은 0이며, 모든 점에서 검은 점이 나타난 확률이 정확히 1/2 일 때, AE의 최대값은 1이다.

여기서 사용된 $f(x, y)$, $p(x, y)$, $h(x, y)$, e^o 와 같은 모든 용어는 소문자로 정의되었음을 주목하기 바란다. 확장된 평균 엔트로피(EAE)를 제안할 때는 $F(x, y, l)$, $P(x, y, l)$, $H(x, y)$, E^A 와 같이 모두 대문자를 사용할 것이다.

2.2. 명도 영상으로 확장된 평균 엔트로피 (EAE)

L 명도 단계 ($l = \{0, 1, \dots, L-1\}$) 를 갖는 $X \times Y$ 크기의 명도 영상이 M개 있으며, 점 (x, y) 에서의 명도 단계를 $I(x, y)$ 로 나타낸다고 하자. 그러면, 점 (x, y) 에서 명도 단계 l이 발생할 빈도수를 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$F(x, y, l) = \sum_{m=1}^M C_m(x, y, l), \quad (4)$$

여기서, $I(x, y) = l$ 일 때 즉, 점 (x, y) 의 명도 단계의 값이 l 일 때, $C_m(x, y, l) = 1$ 이다. 그러므로, $0 \leq F(x, y, l) \leq M$ 의 특성을 만족한다.

점 (x, y) 에서 명도 단계 l이 발생할 확률은 식 (5) 와 같이 쉽게 계산할 수 있으며,

$$P(x, y, l) = \frac{F(x, y, l)}{M},$$

$$x = 1, 2, \dots, X; y = 1, 2, \dots, Y; l = 0, 2, \dots, L-1 \quad (5)$$

다음의 통계적인 제약 조건을 만족한다.

$$0 \leq P(x, y, l) \leq 1, \quad \sum_{l=0}^{L-1} P(x, y, l) = 1.$$

다음으로, 명도 영상의 점 (x, y) 에서의 엔트로피는 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$H(x, y) = - \sum_{l=0}^{L-1} P(x, y, l) \log_L P(x, y, l) \quad (6)$$

여기서, 로그 함수의 밑수(base)가 이진 영상에서의 엔트로피에서 사용된 밑수와 다르다는 것을 주목하기 바란다.

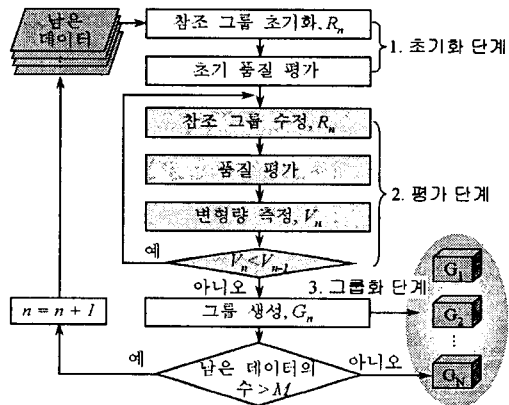
식 (6)을 사용하여 한 문자 클래스에 속한 명도 영상들의 확장된 평균 엔트로피(EAE)를 다음과 같이 정의한다.

$$E^A = \frac{1}{X \cdot Y} \sum_{x=1}^X \sum_{y=1}^Y H(x, y), \quad (7)$$

여기서, EAE는 $0 \leq E^A \leq 1$ 의 값을 갖는다. 이진 영상에서의 경우와 마찬가지로, 한 클래스에 속한 모든 영상이 동일할 때, EAE는 최소값 0을 가지며, 각각의 점에서 모든 l에 대하여 $P(x, y, l)$ 이 정확히 일치할 때, EAE는 최대값 0을 갖는다.

3. 필기 품질의 자동 측정

제안된 방법의 전체적인 품질 평가 및 그룹핑 과정이 그림 1에 있다.



(그림 1) 제안된 방법의 전체적인 흐름도

그림에서 알 수 있듯이, 제안된 방법은 이진화는 물론, 크기 정규화나, 특징 추출의 단계가 필요 없다. 이는 제안된 방법의 목적이 특정 방법을 적용하여 변형된 데이터에 대한 변형을 평가하는 것이 아니라, 원래 데이터 그 자체의 필기 변형을 측정하고 평가하는 것이 목적이기 때문이다.

제안된 방법은 크게 초기화, 평가, 그룹핑의 세 단계로 구성되어 있다.

먼저 초기화 단계에서 남아 있는 모든 데이터(초기에는 한 문자 클래스에 속하는 모든 데이터) 중에서 임의의 M 개를 선택하여 임시 참조 그룹으로 설정하고, 이 그룹에 따라 모든 데이터의 초기 품질을 측정한다.

다음의 평가 단계에서는 초기 품질 평가 결과를 이용하여 참조 그룹을 갱신하고, 참조 그룹을 바탕으로 다시 품질을 평가한다. 다음으로 참조 그룹의 변형량 V_n 을 측정하고, 이 값을 이전 단계의 변형량 V_{n-1} 과 비교하여 이전 단계의 변형량보다 작으면 평가 과정을 반복한다. 여기서 변형량의 수렴성은 실험적으로 확인할 수 있었다.

세 번째 단계에서는 변형량이 일정값 이하인 범위(즉, $V_n < V_T$)에서 가능한 많은 수의 샘플들을 추가하여 그룹핑을 한 후, 그룹핑에 사용된 데이터를 제거한다.

마지막으로, 남은 데이터의 수가 M 개 이상이면 위의 3 단계 과정을 반복하고, 남은 데이터의 수가 M 보다 작으면, 마지막 그룹 G_n 을 생성하고 종료한다.

3.1 초기화 단계

필기 문자에는 서로 다른 필기 형태를 포함하여 다양한 종류의 변형이 존재하므로, 문자 샘플을 정확히 평가하고 그룹핑하기 위해서는 양질의 참조 그룹을 선택해야 한다는 것은 분명하다.

이 단계에서는, n -번째 그룹 G_n 을 생성하기 위해서 임의로 참조 그룹을 초기화한 후, 초기 품질 평가를 수행하고, 이 결과에 따라 모든 데이터를 정렬한다.

■ 참조 그룹 초기화 : R_n

남은 데이터에서 임의의 M 개의 샘플을 선택하여 초기 참조 그룹 R_n 으로 설정한다. 다음으로, 이 그룹에 해당하는 참조 패턴을 다음 식과 같이 표현되는 그룹의 모든 샘플의 평균 영상으로 만든다.

$$A_n(x, y) = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M I_m(x, y), \quad (8)$$

여기서, M 은 참조 그룹에 포함된 샘플 영상의 개수이다. 그러면, 모든 점 (x, y) 에 대해서 $0 \leq A_n(x, y) \leq L-1$ 사이의 값을 갖게 된다.

■ 초기 품질 평가

모든 남은 데이터에 대해서, 참조 패턴과의 거리를 계산하여 이 값에 따라 정렬한다.

I_i 를 남은 데이터의 i 번째 명도 영상, A_n 을 참조 그룹으로부터 생성한 참조 패턴이라고 하고, I_i 와 A_n 사이의 거리를 다음과 같이 표시하자.

$$D_i = \|I_i - A_n\|, \quad i=0,1,\dots,M. \quad (9)$$

3.2 평가 단계

이전의 필기 품질 평가 방법(7)에서는 참조 그룹을 단순히 일정 횟수의 반복을 통하여 수정하였다. 그러나, 이 방법은 너무 단순한 반복에 의해서 참조 그룹을 갱신하므로, 불필요한 계산 시간이 필요할 수 있고, 참조 그룹이 잘 못 결정될 수 있는 문제점도 있다.

그러므로, 제안된 방법에서는 참조 그룹의 적합성을 검증하기 위하여, 변형량을 검사하는 단계를 추가하였다. 이 단계에서는 참조 그룹을 수정하고, 수정된 참조 그룹에 따라 각각의 샘플들의 품질을 평가하고, 참조 그룹이 적당한지 여부를 보장하기 위하여 변형량을 검사한다.

■ 참조 그룹 수정 : R_n

품질 평가 과정을 통하여 정렬된 데이터 목록에서 처음의 M 개를 선택하여 참조 그룹 R_n 으로 수정하고, 초기화 단계에서와 같은 식 (8)을 적용하여 새로운 참조 패턴을 생성한다.

■ 품질 평가

초기화 단계의 초기 품질 평가 과정과 같이 식 (9)를 이용하여 참조 패턴과의 거리를 계산한 다음, 거리를 기준으로 모든 데이터를 정렬한다.

■ 변형량 측정 : V_n

참조 그룹의 타당성을 검증하기 위하여, 본 논문에서

서 제안된 확장된 평균 엔트로피(EAE)를 이용하여 참조 그룹의 변형량을 다음 식 (10)과 같이 측정한다.

$$V_n = E^A = \frac{1}{X \cdot Y} \sum_{x=1}^X \sum_{y=1}^Y H(x, y), \quad (10)$$

만약, 현재의 변형량 V_n 이 이전 단계의 변형량 V_{n-1} 보다 작으면, 현재 그룹이 이전 그룹보다 더 좋은 것으로 간주할 수 있다. 그러나, 아직 개선의 여지가 더 있는 것으로 판단하여 다시 한번 참조 패턴 수정 및 평가 단계를 반복 적용한다. 만약, V_n 이 V_{n-1} 보다 크다면 이전 반복 단계에서 생성된 그룹을 적당한 참조 그룹으로 간주하고, 다음 단계의 그룹 생성 과정으로 진행한다.

3.3 그룹 생성

세 번째 단계에서는 변형량에 따라서 각각의 그룹마다 다른 수의 데이터를 할당하는 것이 목적이다. 즉, 데이터 사이의 변형량이 큰 그룹은 그만큼 데이터의 개수도 적어지고, 데이터들 사이의 변형량이 작은 그룹은 그만큼 많은 데이터를 포함하게 된다.

그리하여, 변형량이 일정값 이하인 범위(즉, $V_n < V_T$)에서 가능한 많은 수의 데이터를 추가하여 그룹핑한 후, 그룹핑에 사용된 데이터를 제거한다. 이러한 개념을 바탕으로 n 번째 그룹 G_n 은 다음 과정에 의해서 결정된다.

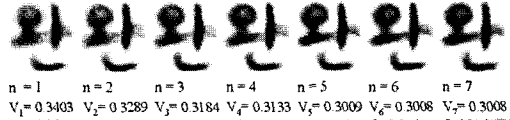
```

i = M ;
while ( V_n < V_T )
{
    i = i + 1 ;
    현재 그룹 G_n 에 다음으로 가까운 데이터 I_i
    를 추가
    필기 변형량 V_n 을 계산
}
남은 데이터 목록에서 그룹에 포함된 데이터들을
제거
    
```

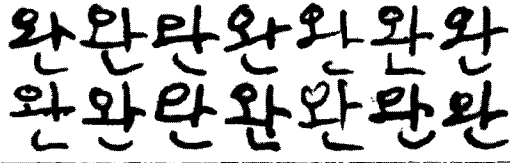
마지막으로, 남은 데이터의 수가 M 개 이상이면 위의 3 단계 과정을 반복하고, 남은 데이터의 수가 M 보다 작으면, 마지막 그룹 G_n 을 생성하고 종료한다.

그룹 번호 : 4

참조 패턴의 변화



그룹으로 구성된 샘플 데이터의 예



(그림 2) 문자 '완'의 4번째 그룹을 생성하는 일련의 과정 예

(그림 2)는 앞서 설명한 제안된 방법을 사용하여 한글 '완'의 4번째 그룹 G_4 를 생성하는 일련의 과정을 보여 준다. 그림에서 n, V_n 은 각각 참조 그룹을 반복적으로 수정한 횟수와 수정된 참조 그룹의 변형량을 나타낸다. 반복 횟수 n 이 증가함에 따라, 위 부분에 표시한 참조 패턴의 형태가 점점 개선되며, 변형량도 점점 줄어들고, 6번째 단계 이후에서 수렴함을 알 수 있다. 그림의 아랫 부분에 있는 샘플들은 그룹 생성 단계를 적용하여 만든 G_4 의 몇 개의 샘플을 보여 주고 있다.

4. 실험 및 결과 분석

4.1 실험 데이터

기존의 연구(4)에서 자세히 소개된 KU-1은 대용량의 오프라인 필기 한글 데이터베이스이다. 이 데이터베이스는 KS C 코드 2,350자 중에서 사용빈도수가 높은 1,500 문자에 대해서 각각 1,000벌의 데이터로 구성되어 있으며, 각기 다른 사회 환경, 직업, 지역 등의 분포를 갖는 1,000명 이상의 필기자에 의하여 수집되었다. 각각의 문자는 $9 \times 9 \text{ mm}$ 의 사각형 내부에 쓰여졌으며, 300 DPI 해상도를 갖는 스캐너를 통하여 입력되었다. KU-1 데이터베이스의 샘플은 인터넷을 통하여 <http://image.korea.ac.kr/KU-1>에서 검색할 수 있도록 준비되어 있다.

4.2 사전 실험

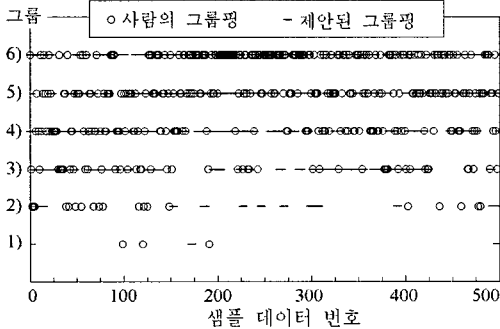
제안된 방법의 효과를 검증하기 위하여, 한글

1,500자 중에서 30자와, 각 문자별로 1,000개의 데이터 중에서 500개의 데이터를 선택하여, 사람에게 의하여 품질 평가를 한 결과와 제안된 방법을 통하여 얻은 품질 평가 결과를 비교하였다. 이 실험에서 사용된 한글은 한글의 자음과 모음의 구성 형태별(3)로 < 표 2)와 같은 분포를 갖는다.

(표 2) 사람의 품질 평가 실험에 사용된 문자들

구성형태	문 자 들
1	가, 레, 싸, 태, 허
2	도, 추, 프
3	왜, 퇴
4	갓, 넓, 담, 량, 많, 백, 실, 업, 잡, 찻, 필, 험
5	끝, 뜻, 를, 응, 쪽, 폭
6	완, 활

주관적으로 필기 품질을 평가하는 사전 실험에서, 각각의 사람은 각 문자별로 최소 100자에서 500자까지의 샘플들을 하나씩 본 다음에 각자의 주관적인 기준에 따라, 1) 아주 좋음, 2) 좋음, 3) 보통 이상, 4) 보통 이하, 5) 나쁨, 6) 아주 나쁨의 6개의 종류로 필기 문자의 품질을 평가하도록 하였다. 다음으로, 각각의 샘플에 대하여 결과를 평균함으로써 그 샘플의 최종 평가 그룹을 결정지었다.



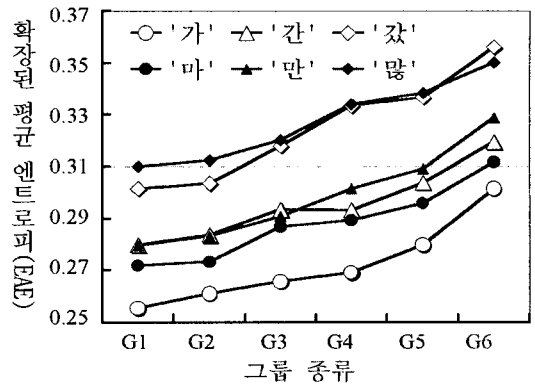
(그림 3) 사람의 주관적인 평가와 제안된 객관적인 평가의 결과 비교

(그림 3)은 사람에게 의한 평가와 제안된 방법에 의한 평가 결과를 비교한 것이다. 그림에서 보면, 사람에게 의한 평가와 제안된 방법에 의한 평가 결과 그룹이

대부분 일치하는 것을 볼 수 있다. 이로써 제안된 방법이 사람에게 의한 주관적인 결과와 어느 정도는 유사한 결과를 얻을 수 있음을 확인할 수 있다.

4.3 실험 결과 및 분석

제안된 방법의 성능을 평가하기 위해서, 실험 데이터는 약 6개의 품질 그룹으로 나누고 각 그룹의 변형량을 2장에서 제안한 EAE를 사용하여 평가하였다. 대표적인 6개의 한글 문자에 대한 그룹과 EAE 평가 결과가 (그림 4)에 있다.



(그림 4) 각각의 데이터 그룹의 확장된 평균 엔트로피(EAE)의 예

실험 결과, 첫 번째 그룹에서 비교적 일정한 비율로 글씨의 변형 정도가 커진다는 사실을 알 수 있었다. 이러한 사실로서 제안된 변형량, EAE를 이용한 기준 문자 그룹의 적합성 판정이 올바르게 이루어졌음을 알 수 있으며 또한 점차적으로 변형량이 커지는 현상으로부터 품질 평가가 올바르게 이루어졌음을 확인할 수 있었다. 그리고 글씨 구조가 복잡할수록 변형량도 커진다는 점으로 글씨 구조와 글씨의 변형 정도는 밀접한 관련이 있음을 확인할 수 있었다.

(그림 5)는 한글 '많'에 대해서 품질을 평가하고 품질에 따라 6개의 품질 그룹으로 나눈 결과에서, 각 품질 그룹 별 상위 20개의 데이터를 나열한 것이다. 그림에서 보듯이 첫 번째 품질 그룹으로부터 품질 단계 별로 점차 희간 연결이 두드러지게 나타나며 획의 휘어짐이 심해지고 자소 간 분리가 어려워진다는 것을 알 수 있었다. 따라서 제안한 방법이 자동으로 객관적이며, 어느 정도는 사람의 품질 척도에도 맞게 글씨 품질을 평가한다는 것을 알 수 있었다.



(그림 5) 각각의 데이터 그룹의 상위 20개의 데이터 예

5. 결론 및 향후 연구 계획

본 논문에서는 서로 다른 데이터베이스를 객관적으로 평가하고, 각기 다른 데이터베이스를 사용하여 구현된 여러 인식기의 성능을 객관적으로 평가할 수 있는 기준으로서, 명도 필기 데이터의 자동 품질 평가 방법을 제안하였다. 먼저 명도 영상에서 직접 각 문자 단위의 변형의 정도(즉, 인식의 난이도)를 측정할 수 있는 확장된 평균 엔트로피(extended average entropy : EAE)를 제안하고, EAE 척도를 사용하여 각각의 필기 문자의 품질을 평가하고, 품질에 따라 여러 개의 그룹으로 나눌 수 있는 자동 평가 방법도 제안하였다.

KU-1 데이터베이스에 대한 다양한 실험 결과, 제안된 방법이 필기 한글 데이터의 품질을 자동으로, 또한 객관적으로 평가하는데 유용함을 확인할 수 있었으며, 사전 품질 평가 실험과, 그룹핑 결과 처음 20개의 결과 영상을 검토함으로써 제안된 방법이 어느 정도는 사람의 평가 결과에도 부합하는 것을 확인할 수 있었다.

제안된 방법의 유용성과 일반성을 보다 엄밀히 확신하기 위해서는 다양한 데이터베이스, 예를 들어, NIST 데이터베이스[2], 일본의 ETL 데이터베이스[1], 포항공대의 PE92 데이터베이스[3]등에 대한 실험이 필요하리라 사료된다.

참고 문헌

- [1] T. Saito, H. Yamada, and K. Yamamoto. "On the data base ETL 9 of handprinted characters in JIS Chinese characters and its analysis," IEICE Transactions, J68-D(4), pp.757-764, 1985.
- [2] C. L. Wilson and M. D. Garris, "Handprinted character database," Technical Report, National Institute of Standards and Technology, USA, April 1990.
- [3] D.-H. Kim, Y.-S. Hwang, S.-T. Park, E.-J. Kim, S.-H. Peak, and S.-Y. Bang, "Handwritten Korean character image database PE92" IEICE Trans. Inf. & Syst., E79-D(7):943-950, July 1996.
- [4] 김 두식, 김 대인, 김 상엽, 이 성환, "대용량 오프라인 한글 글씨 영상 데이터베이스의 설계," 인 지과학회 논문지, 제 7권 제 4호, 1996년, pp. 63-74.
- [5] J.-T. Kim and S.-Y. Bang, "A measure of recognition difficulty for a character image database," Proc. of 4th Int. Conference on Document Analysis and Recognition, Ulm, Germany, 1997, pp. 996-1000.
- [6] T. Kato, "Evaluation System for Hand-written Characters," Proc. of SPIE/IS&T's Conf. on Machine Vision Application in Character Recognition and Industrial Inspection, San Jose, pp. 73-82, 1992.
- [7] S. L. Chou and S. S. Yu, "Sorting Qualities of Handwritten Chinese Characters for Setting Up a Research Database," Proc. 2nd ICDAR, Tsukuba, Japan, pp. 474-477, 1993.
- [8] D.-H. Kim, E.-J. Kim, and S.-Y. Bang, "A variation measure for handwritten character image data using entropy difference," Pattern Recognition, Vol. 30, No. 1, 1997, pp.19-29.
- [9] H. Hase, M. Yoneda, and M. Sakai, "Evaluation of Handprinting Variation of Characters Using Variation Entropy," IEICE Transactions D, Vol. J71-D, No. 6, pp. 1048-1056, June 1988.