

필기문자열의 품질평가를 통한 언어학습시스템

김 계 영[†]

요 약

본 논문에서는 전자펜과 그 인터페이스를 장착한 정보통신장치와 서버가 인터넷으로 연결된 환경에서 패턴인식 기술을 사용하여 글씨의 품질을 향상시키는 훈련을 수행할 수 있는 언어학습시스템을 제안한다. 본 논문에서는 참조자료를 획득하는 방법 및 전역특징과 지역특징을 통한 글씨품질을 평가하는 방법에 관하여 기술한다. 제안하는 시스템은 문자 뿐 아니라 문자열에 대해서도 글씨품질을 평가할 수 있으며, 제시어와 입력어가 같은 경우 뿐 아니라 다른 경우에도 글씨품질을 평가할 수 있는 특징을 가진다. 따라서 제안하는 시스템은 글씨연습 뿐 아니라 언어 훈련에 매우 유용할 것으로 기대된다.

Language Learning System Evaluating the Quality of a Handwriting String

Gye-Young Kim[†]

Abstract

In a computing environment connected pan-based computers and a server by Internet, This paper describes a language learning system evaluating the quality of a handwriting string. For the purpose of the system, this paper explains how to retrieve reference data from a database, how to evaluate the quality of a handwriting string using global and local features. The proposed system can evaluate the quality of a handwriting string as well as a handwriting character. The quality can be computed in the case of different language between reference and input. Therefore, we expect that the system is very useful not only for training on handwriting but also learning a language.

키워드 : 언어교육(Language Education), 펜맨십(Penmanship), 필기평가(Handwriting Evaluation), 인공신경망(Artificial Neural Network), 동적시간워핑(Dynamic Time Warping)

1. 서 론

최근 정보통신기술이 급격히 발전했지만, 인터페이스는 글자판(keyboard)과 마우스의 한계를 벗어나지 못함으로 인하여 많은 문제점을 야기하고 있다. 그 중에서 대표적인 문제점은 글씨를 쓰는 것보다 글자판을 치는데 익숙한 세대가 필기할 글씨는 악필이나 졸필의 수준을 넘어 알아볼 수 없는 지경에 이르고 있는 것이다. 이러한 관점에서 불행 중 다행인 것은 최근 터치스크린(touch screen)과 전자펜을 통한 펜-인터페이스를 장착한 컴퓨터 및 정보통신 단말기의 보급량이 꾸준히 늘고 있는 현상이라 할 수 있다. 즉, 정보입력의 패러다임(paradigm)이 다시 쓰는 방향으로 전환되고 있는 추세로 이 현상은 오프라인과 온라인의 융합 등의 다양한 관점에서 매우 긍정적이라 할 수 있

다. 또한, 높은 편리성으로 인하여 가까운 미래에는 상기의 특성을 가지는 정보통신기기의 수요와 보급이 매우 높을 것으로 예상된다. 그러나 터치스크린과 종이의 재질 차이로 인하여 이와 같은 기기의 사용이 익숙하지 않는 문제점이 있다.

이 문제를 극복하기 위한 노력이 미미하지만 몇몇 연구자들과 기업에 의하여 연구되고 있다. 그 대표적인 예로 참고문헌 [1]에서는 초등학교를 위한 영어 문자에 대한 글씨연습을, [2]에서는 일본어 간지(Kanji)에 대한 글씨연습을 수행할 수 있는 시스템을 개발했다. 이외 다수의 방법들이 논문과 특허 등의 문헌으로 발표되었다. 이들 대부분은 문자와 문자 사이의 정합(matching)을 통하여 글씨의 품질을 평가하므로 문자 수준에서의 글씨연습만을 수행할 수 있어 그 응용이 매우 적은 단점이 있다. 본 논문에서는 글씨연습과 글씨교정 뿐 아니라 어휘력 및 문장력을 향상할 수 있는 언어훈련을 동시에 수행할 수 있는 언어학습시스템에 관하여 기술한다. 즉, 제안하는 시스템

* 본 연구는 숭실대학교 교내연구비 지원으로 이루어졌음.

† 송신회원 : 숭실대학교 컴퓨터학부 교수
논문접수 : 2004년 10월 22일, 심사완료 : 2004년 12월 13일

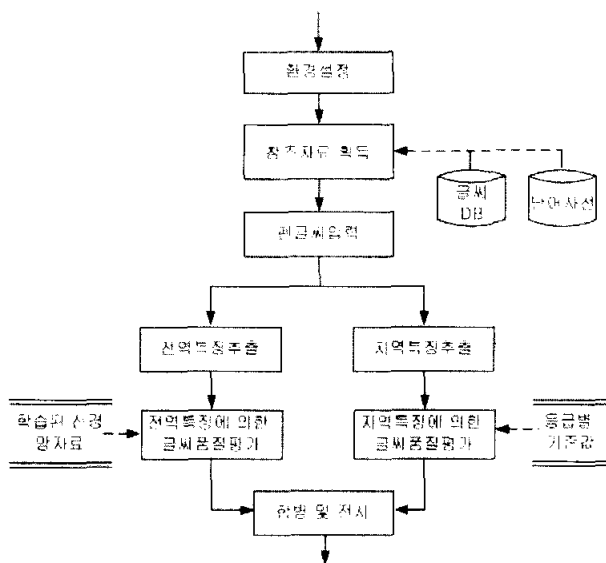
은 문자 뿐 아니라 단어, 구, 문장을 내포하는 필기문자열(handwriting string)에 대해서도 글씨의 품질을 평가할 수 있으며, 제시어와 입력어가 같은 경우 뿐 아니라 다른 경우에도 글씨의 품질을 평가할 수 있는 등의 특성을 가진다.

제안하는 시스템의 주요 모듈은 참조자료획득, 전역특징을 통한 글씨품질평가 그리고 지역특징을 통한 글씨품질평가 등이다. 따라서 본 논문에서는 데이터베이스에서 참조자료를 획득하는 방법, 지역특징과 전역특징 각각을 추출하는 방법 그리고 이들 특징을 사용하여 글씨의 품질을 평가하는 방법에 관하여 설명한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제1절에서는 본 논문의 기본 방향 및 제안하는 기술의 특징에 대하여 설명하였다. 제2절에서는 제안하는 시스템의 개요에 대하여 기술하고, 제3절과 제4절에서는 전역특징을 사용하여 글씨의 품질을 평가하는 방법과 지역특징을 사용하여 글씨의 품질을 평가하는 방법에 관하여 각각 설명한다. 그리고 제5절에서는 실험 및 결과를 보이고, 마지막으로 제6장에서는 결론 및 향후연구에 관하여 논술한다.

2. 제안하는 시스템의 개요

본 논문에서 제안하는 시스템의 개요는 (그림 1)과 같이 환경설정, 참조자료획득, 펜글씨입력, 전역특징과 지역특징추출, 전역특징에 의한 글씨품질평가, 지역특징에 의한 글씨품질평가, 평가결과 합병 및 전시 등의 모듈들과 글씨DB(Database) 및 단어사전으로 구성된다.



(그림 1) 제안하는 시스템의 구성도

환경설정 모듈에서는 언어학습 또는 글씨연습을 수행함에 있어서 사용자가 원하는 대상을 선정하기 위하여 다음

과 같은 관련된 정보를 입력하는 모듈이다.

- (1) 언어의 종류 : 한글, 일어, 한자, 중국어 등의 단일어종과 “한글→영어”, “한글→일어” 등과 같이 단일어종에 속하는 두 개의 언어가 쌍으로 구성된 교차어종들 중에서 하나이다. 교차어종의 경우, 전자는 제시어의 종류를 후자는 입력어의 종류를 각각 의미한다. 즉, “한글→영어”인 경우, 전자는 “대한민국”과 같이 한글로 보이지만 사용자는 “korea”와 같이 영어로 입력해야 하는 것을 의미한다.
- (2) 글씨의 형태 : 정자체, 흘림체, 인쇄체, 필기체 등과 같이 제시어와 입력어를 구성하는 글씨체에 대한 정보이다.
- (3) 문자열의 형태 : 문자, 단어, 문장, 문단 등에 대한 정보이다.
- (4) 혼련의 수준 : 1급, 2급, 3급과 같이 혼련하고자 하는 수준에 대한 정보이다.
- (5) 획순의 전시 여부 : 제시어를 구성하는 문자열의 획순을 전시할 것인지 하지 않을 것인지에 대한 정보이다.

참조자료획득 모듈은 환경설정 모듈을 통하여 입력된 정보에 근거하여 전시할 제시어 또는 글씨문자열과 입력되는 필기문자열과 비교할 참조용 필기문자열 그리고 사용자가 언어를 학습하는데 도움이 될 수 있는 참고자료를 글씨DB와 단어사전에서 검색하여 전시하는 역할을 수행한다. 글씨DB는 언어별로 관리되며, 각 언어가 가지는 고유한 글씨체들에 대한 활자체(font)와 획순에 대한 자료를 저장한다. 단어사전은 현재 통용되고 있는 전자사전과 동일하거나 동일한 자료 및 기능을 수행하는 것이다.

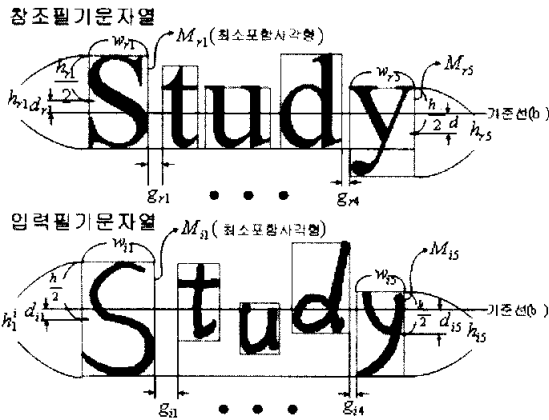
펜글씨입력 모듈은 사용자가 전자펜을 사용하여 글씨문자들을 입력하고자 터치스크린에 인킹하고 있는 동안 그 자료를 획득하여 확별로 저장한다. 전역특징추출과 이 특징을 사용하여 글씨의 품질을 평가하는 방법에 관해서는 제3절에서, 그리고 지역특징추출과 이 특징을 사용하여 글씨의 품질을 평가하는 방법에 관해서는 제4절에서 각각 상세히 설명한다. 합병 및 전시 모듈은 두 종류의 글씨품질평가 모듈의 결과를 식 (1)과 같이 가중화된(weighted) 합을 산출하고, 이 결과와 품질평가 과정에 발생한 정보를 전시하는 처리를 수행한다. 식 (1)에서 I_1 과 I_2 는 각각 전역특징에 의한 글씨품질평가 모듈과 지역특징에 의한 글씨품질평가 모듈의 출력이다.

$$e = a \cdot I_1 + (1 - a) \cdot I_2 \quad (1)$$

3. 신경망을 통한 전역특징에 기반한 글씨품질 평가

이 절에서는 입력된 필기문자열과 참조용 필기문자열

사이의 유사성 즉, 하나의 획에 대한 유사성이 아니라 전체적인 관점에서 일치하는 정도를 산출하여 입력된 글씨의 품질을 평가하는 방법에 관하여 설명한다. 먼저, 특징추출 방법에 관하여 설명한 다음, 신경망을 사용하여 글씨의 품질을 평가하는 방법을 설명한다. 본 논문에서 사용하는 전역적인 특징은 (그림 2)를 참조하여 기술하면 다음과 같다.



(그림 2) 전역특징 추출

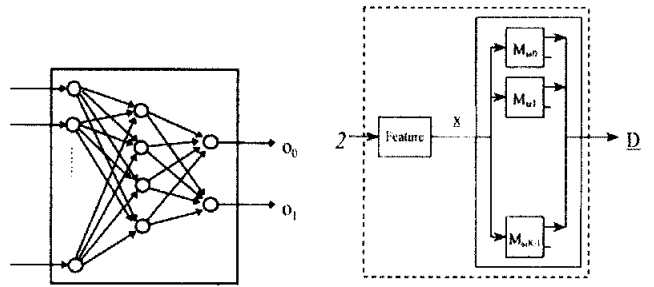
- (1) 대응하는 두 개의 최소포함사각형이 가지는 가로 크기의 차이값 즉, $WDiff_k = (|w_{rk} - w_{ik}|) / (\text{MAX}(w_{rk}, w_{ik}))$ 들의 평균(M_w)과 표준편차(STD_w).
- (2) 세로크기의 차이값 즉, $HDiff_k = (|h_{rk} - h_{ik}|) / (\text{MAX}(h_{rk}, h_{ik}))$ 들의 평균(M_h)과 표준편차(STD_h).
- (3) 인접한 두 개의 최소포함사각형에 의하여 형성되는 간격의 차이값 즉, $GDiff_k = (|g_{rk} - g_{ik}|) / (\text{MAX}(g_{rk}, g_{ik}))$ 들의 평균(M_g)과 표준편차(STD_g).
- (4) 각 필기문자의 세로크기의 중심점 $h_{rk}/2$ 와 $h_{ik}/2$ 가 기준선 b_r 와 b_i 에서 떨어진 거리 즉, d_{rk} 와 d_{ik} 들에 대한 평균(M_d)과 표준편차(STD_d).

위에서, k 는 필기문자를 포함하는 최소포함사각형을 지시하는 인자로 1에서 n 즉, 필기문자의 수까지의 값을 가진다. 단, 최소포함사각형 사이의 간격에 대한 특징을 추출할 때는 $n-1$ 까지 적용된다.

다음은 입력된 필기문자열의 품질을 평가하는 방법에 관하여 기술한다. 대한글씨검정교육회 등의 국가공인 글씨평가단체에서는 일반적으로 글씨의 품질을 1급, 2급 등과 같이 급수로 평가한다. 따라서 일관성을 위하여 본 논문에서도 글씨의 품질평가를 이들과 같이 급수로 평가한다. 이를 위하여 먼저 다양한 표본들을 획득하고 획득된 표본들을 각 집단으로 분류한 다음 각 집단을 대표할 수 있는 자료를 추출하는 학습 과정과 학습을 통하여 산출된 대표 자료

와 입력된 자료를 비교하여 급수를 산출하는 인식 과정이 필요하다.

본 논문의 목적을 달성함에 있어 문제점은 각 집단별 획득할 수 있는 표본의 수가 같지 않다는 것이다. 이것은 통계적 방법[3]이나, 군집화에 의한 방법[4], 신경망에 의한 방법[5] 등과 같은 전통적인 패턴인식 기술들을 사용할 수 없는 어려움을 야기한다. 본 논문에서는 이 문제를 극복할 수 있는 대안으로 비교적 최근 발표된 클래스 모듈러 신경망(class-modular neural network)을 사용한다[6].



(a) 부분 네트워크

(b)

(그림 3) 클래스-모듈러 신경망의 구조

클래스-모듈러 신경망은 (그림 3)과 같이 전체 네트워크와 부분 네트워크로 구성된다. 부분 네트워크는 전통적인 피드포워드(feedforward) 신경망과 같지만 출력노드가 2개로 제한되며 실제로는 하나만 사용하는 점이 다르다. 전체 네트워크는 클래스의 수만큼의 부분 네트워크와 클래스 결정 모듈(class decision module)로 구성된다. 이러한 특성으로 인하여 K -2-분류기(classifier)라고도 한다. 즉, 클래스-모듈러 신경망은 하나의 신경망으로 K 개의 클래스로 분류하는 전통적인 신경망을 2개의 클래스로 분류하는 K 개의 부분 네트워크들로 구성되는 신경망이다. 따라서 각 부분 네트워크는 독립적으로 학습이 이루어지며, 이를 위하여 전체 표본자료를 특정한 모듈에 속하는 집단과 속하지 않는 집단으로 분리하여야 한다. 즉, 특정한 부분 네트워크를 M_{ω} 라 할 때, 전체 표본들은 각 표본이 속하는 클래스 코드 ω 에 따라 Ω_0 와 Ω_1 집단으로 분류하여야 한다. 여기서, $\Omega_0 = \{\omega_i\}$ 이고 $\Omega_1 = \{\omega_k | 0 \leq k < K \text{ and } k \neq i\}$ 이다. 따라서 특정한 입력이 있을 때, 각 부분 네트워크의 출력 노드 o_0 과 o_1 는 특정한 부분 네트워크에 속하는 정도와 속하지 않는 정도를 각각 출력한다. 본 논문에서 K 는 등급의 수이다. 즉, 1급에서 5급까지인 경우 K 는 4가 된다.

특정한 부분 네트워크의 학습은 다음의 식 (2)와 식 (3)과 같이 전통적인 역전파 알고리즘으로 이루어진다. 식 (2)

에서 $f(\cdot)$ 는 시그모이드(sigmoid) 함수로 $f(x) = 1/(1 + e^x)$ 이며, E 는 학습률(learning rate)이고, $0 \leq c < K$ 이다. 가중치의 변화가 없을 때까지 식 (2)와 식 (3)을 반복 수행한 다음 해당 부분네트워크가 가지는 가중치 a_{ji}^c 와 b_{kj}^c 들을 저장함에 의하여 학습이 종료된다. 이 과정을 모든 부분 네트워크에 적용한다.

순방향 처리 :

$$y_j = f\left(\sum_{i=0}^{d-1} a_{ji}^c x_i\right) \quad \text{for } 0 \leq j < m, \quad (2)$$

$$o_k = f\left(\sum_{j=0}^{m-1} b_{kj}^c y_j\right) \quad \text{for } 0 \leq k < 2.$$

역방향 처리 :

$$\Delta b_{kj}^c = [E(t_k - o_k) o_k (1 - o_k)] y_j, \quad \text{for } 0 \leq j < m \text{ and } 0 \leq k < 2, \quad (3)$$

$$\Delta a_{ji}^c = [E y_j (1 - y_j)] \left(\sum_{k=0}^1 (t_k - o_k) o_k (1 - o_k) \right) x_i, \quad \text{for } 0 \leq i < d \text{ and } 0 \leq j < m,$$

$$b_{kj}^c = b_{kj}^c + \Delta b_{kj}^c,$$

$$a_{ji}^c = a_{ji}^c + \Delta a_{ji}^c.$$

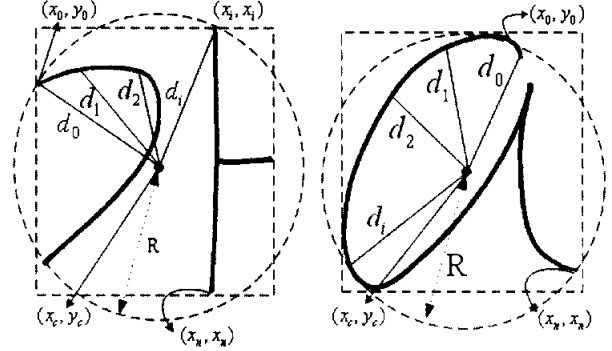
인식 단계에는 입력된 특징값들을 각 부분네트워크에 입력한 다음 출력되는 o_0 들 중에서 가장 큰 값을 클래스 결정 모듈에서 선택한다. 선택된 클래스가 인식된 결과 등급이며 선택된 o_0 이 그 등급의 수준에 도달한 정도를 의미한다.

4. DTW에 통한 지역특징에 기반한 글씨품질 평가

이 절에서는 입력된 필기문자열과 참조용 필기문자열에 있는 획들을 획 대 획 비교를 통하여 획의 유사성을 산출함에 의하여 글씨의 품질을 평가하는 방법에 관하여 기술한다. 그 순서는 먼저 어떤 획이 가지는 지역적인 특성을 추출하는 방법을 설명한 다음 DTW(Dynamic Time Warping)를 사용하여 품질을 평가하는 방법에 관하여 기술한다.

획 대 획 비교를 통하여 글씨의 품질을 평가하기 위하여 추출하는 특징의 엄격한 기준은 크기와 모양 그리고 방향이 일치하여야 한다. 그러나 크기는 문자열 전체에서 일관성만 있으면 큰 문제가 되지 않으므로, 본 논문에서는 모양과 방향만을 사용하여 글씨의 품질을 평가한다. 따라서 크기에는 독립적이며 모양과 방향에 따라 다른 평가가 가능한 특징을 추출하여야 한다. 따라서 본 논문에서는 추출하는 지역적인 특징은 (그림 4)와 같이 어떤

필기문자의 중심에서 인킹(inking)된 흑화소 위치까지의 거리를 최소포함원의 반경 R 로 나누어 정규화된 거리들이다[7].



(그림 4) 지역특징 추출

하나의 필기문자를 구성하는 흑화소의 위치들을 $C = \{(x_0, y_0), (x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)\}$ 라 한때, 본 논문에서 사용하는 지역적인 특징을 추출하는 절차는 다음과 같다. 이 절차에 따라 추출된 지역적인 특징들은 획별로 관리된다.

- (1) C의 위치들에 의하여 이루어지는 최소포함사각형의 (x_{min}, y_{min}) 와 (x_{max}, y_{max}) 산출.
- (2) 최소포함사각형의 중심 (x_c, y_c) 을 계산.
- (3) C의 위치들을 모두 포함하는 최소포함원의 반경 R 을 산출.
- (4) 다음 식 (4)를 사용하여 정규화된 거리 $D = \{d_0, d_1, \dots, d_n\}$ 을 추출.

$$d_k = \frac{\sqrt{(x_k - x_c)^2 + (y_k - y_c)^2}}{R} \quad (4)$$

다음은 DTW(Dynamic Time Warping)를 사용하여 유사도를 측정하는 방법에 관하여 설명한다. 참조획의 특징과 입력획의 특징을 각각 $Q = a_1, a_2, \dots, a_n$ 와 $C = c_1, c_2, \dots, c_m$ 라 할 때, DTW 알고리즘을 사용하여 비선형적인 대응관계로부터 유사도를 산출하는 방법은 식 (5)와 같다.

$$\gamma(i, j) = d(a_i, c_j) + \min\{\gamma(i-1, j-1), \gamma(i-1, j), \gamma(i, j-1)\} \quad (5)$$

여기서, $\sqrt{d(a_i, c_j)} = (a_i - c_j)^2$

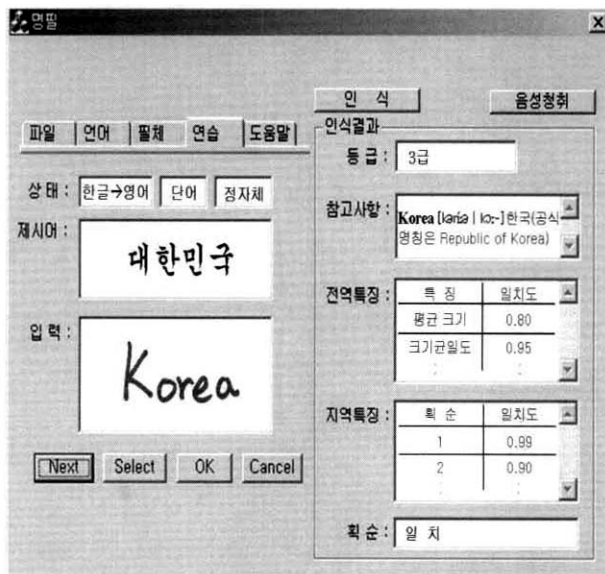
식 (5)의 결과는 정규화되어 있지 않으므로 길이에 따라 유사도가 서로 다르게 된다. 따라서 이를 방지하기 위하여 최종적으로 다음 식 (6)과 같이 정규화된 유사도를 산출한다.

$$D(R, C) = 1 - \gamma(n, m)/n \quad (6)$$

식 (5)는 다음과 같이 DTW 알고리즘이 가지는 제약사항에 근거하여 형성된 것이다. 첫째는 끝점정렬(end-point alignment) 즉, 참조획의 첫 번째 자료는 입력획의 첫 번째 자료와 반드시 대응되며, 마지막 자료도 마지막 자료와 반드시 대응되어야 하는 조건이다. 둘째는 연속성(continuity)으로 인접한 셀로만 이동할 수 있는 조건이다. 셋째는 단조성(monotonicity)으로 시간 축을 따라서 증가하여야 하는 조건이다.

5. 실험 및 결과

성능평가를 위하여 실험은 펜티엄 III 1.2GHz 칩과 MS WindowsXP를 탑재한 PC에서 수행하였으며, 구현을 위하여 사용한 언어는 MS Visual C++이다. 시스템의 학습과 성능 평가를 위하여 한글과 영어 각각 50개의 단어를 사용하였으며, 글씨품질은 1급에서 5급까지 5등급으로 하였다. 학습을 위한 표본패턴은 30명이 매일 1회 5일간 입력한 자료를 인간전문가에 의하여 분리된 것이다. (그림 5)에서는 구현된 결과를 보인다.



(그림 5) 제안하는 시스템의 구현된 결과

(그림 5)에서 보인 예는 단어 수준의 언어학습이며, 제시어는 한글이지만 입력은 정자체 영문인 경우이다. 인식결과에서 입력된 글씨는 제시어에 합당한 답이지만, 품질은 중간정도인 3급이다. 또한, 글씨품질 및 언어학습에 도움이 되는 참고사항, 전역특징과 지역특징의 일치도 및 획순의 일치여부 등의 자료를 나타내고 있다.

성능평가를 위하여 새로운 집단에서 10명을 선발하여 매일 1회 5일간 수행하였다. 평가 척도는 식 (7)과 같이 시스템이 평가한 등급(Ti)과 인간전문가가 평가한 등급(Gi)의

차를 비율로 환산한 평균값과 식 (8)과 같이 시스템이 평가한 등급과 인간전문가가 평가한 등급이 일치한 비율이다. 평가 결과는 전자에 대해서 0.04이고, 후자에 대해서 0.91이다.

$$E_1 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |T_i - G_i| / 5 \tag{7}$$

$$E_2 = 1 - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n S_i \tag{8}$$

여기서, $\begin{cases} S_i = 1; & \text{if } T_i = G_i \\ S_i = 0; & \text{Otherwise} \end{cases}$

6. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 인터넷 환경에서 글씨의 품질을 향상시키는 훈련을 수행함에 있어, 문자 뿐 아니라 문자열에 대해서도 글씨품질을 평가할 수 있으며 제시어와 입력어가 같은 경우 뿐 아니라 다른 경우에도 글씨품질을 평가할 수 있는 것을 특징으로 하는 언어학습시스템을 제안했다. 또한, 제안하는 시스템을 구현하고 그 실험 결과를 제시하였다. 제안하는 시스템은 글씨연습과 글씨교정 뿐 아니라 어휘력 및 문장력을 향상할 수 있는 언어훈련을 동시에 수행할 수 있어 그 사용의 범위가 매우 클 것으로 기대한다.

향후연구는 참조되는 필기문자열이 가지는 획의 순서와 입력된 필기문자열이 가지는 획의 순서가 다른 경우 이를 자동으로 진단할 수 있는 기술과 글씨의 품질을 평가함에 있어 사용자가 특징을 선택적으로 할 수 있는 기술 등이라 사료된다.

참고 문헌

[1] S. Djaziri, W. Guerfali, R. Plamondon, J. M. Robert, "Learning Handwriting with Pen-based System : Computational Issues," Pattern Recognition, Vol.35, pp. 1049-1059, 2002.

[2] Kazuaki Ando, Toshinori Yamasaki and Naoko Yamashita, "Internet-based Japanese Language Learning System for Handwriting Janji Characters Beautifully," Proceedings of the International Conference on Computers in Education (ICCE'02), pp.1 4, 2002.

[3] Morton Nadler and Eric P. Smith, "Pattern Recognition Engineering," John Wiley&Sons, Inc., pp.281-413, 1993.

[4] Richard O. Duda and Peter E. Hart, "Pattern Classification and Scene Analysis," John Wiley&Sons, Inc., pp.189-256, 1973.

[5] Richard P. Lippman, "An Introduction to Computing with Neural Nets" IEEE ASSP Magazine, Vol. No.4, pp.4-22,

1987.

- [6] Ii-Seok Oh and Ching Y. Suen, "A Class-Modular Feedforward Neural Network for Handwriting Recognition," Pattern Recognition Vol.35, pp.229-244, 2002.
- [7] Basabi Chakraborty and Goutam Chakraborty, "A New Feature Extraction Technique for On-line Recognition of Handwritten Alphanumeric Characters," Information Science Vol.148, pp.55-70, 2002.
- [8] Jphn R. Deller, John H. L. Hansen and John G. Proakis, "Discrete-Time Processing of Speech Signals," IEEE Press, pp.623-675, 2000.



김 계 영

e-mail : gykim@computing.ssu.ac.kr

1990년 송실대학교 전자계산학과(공학사)

1992년 송실대학교 대학원 컴퓨터학과
(공학석사)

1996년 송실대학교 대학원 컴퓨터학과
(공학박사)

1996년 ~ 1997년 한국전자통신연구원(Post Doc.)

1997년 ~ 2001년 한국전력공사 전력연구원(선임연구원)

2001년 ~ 현재 송실대학교 컴퓨터학부(조교수)

관심분야 : 컴퓨터비전, 형태인식, 증강현실, 영상정보검색,
로봇시각시스템 등