

지역특징과 지역특징을 통한 필기문자열의 품질평가시스템[☆]

A Quality Evaluation System of a Handwriting String by Global and Local Features

김 계 영*
Gye-Young Kim

요 약

본 논문에서는 전자펜을 사용하여 필기한 문자열의 품질을 평가할 수 있는 시스템을 제안한다. 이 시스템의 구현을 위하여, 본 논문에서는 참조자료를 획득하는 방법, 전역특징과 지역특징을 통하여 필기 문자열의 품질을 평가하는 방법에 관하여 기술한다. 또한, 전역특징을 사용함에 있어서의 선택적 인식 방법과 지역특징을 사용함에 있어서의 확산을 진단하는 방법에 대해서도 설명한다. 제안하는 시스템은 입력어와 참조어가 다른 경우도 필기문자열의 품질을 평가할 수 있는 특성도 있다. 따라서 제안하는 시스템은 글체교정 뿐 아니라 어휘력 및 문장력을 향상할 수 있는 언어훈련을 동시에 수행할 수 있어 그 기대효과가 매우 클 것으로 고려된다.

Abstract

This paper proposes a quality evaluation system of a handwriting string written by electronic pen. For the purpose of the system, this paper describes how to retrieve reference data from a database, how to evaluate the quality of a handwriting string using global and local features. Also, it explains how to optionally recognize a grade of a handwriting string at using global and how to diagnose stroke order at using local. The quality can be evaluated in the case of different language between reference and input by the system. Therefore, we expect that the system is very useful not only for training on handwriting but also for learning a language.

Keyword : Language education, Penmanship, Handwriting evaluation, Artificial neural network, Dynamic time warping

1. 서 론

최근까지 컴퓨터와 사람의 인터페이스는 글자판과 마우스가 대부분이었다. 그 결과 많은 사람들은 쓰는 것보다 치는 것에 익숙하여 이들이 필기한 글씨는 악필이나 졸필의 수준을 넘어 알아 볼 수 없는 지경에 이르고 있는 것이다. 이러한 관점에서 불행 중 다행인 것은 최근 터치스크린(touch screen)과 전자펜을 통한 펜-인터페이스를 장착한 컴퓨터 및 정보통신단말기의 보급량이 꾸준히 늘고 있는 현상이라 할 수 있다. 즉, 정보입력의 패러다임(paradigm)이 다시 쓰는 방향으로 전환되고 있는 추세로 이 현

상은 오프라인과 온라인의 융합 등의 다양한 관점에서 매우 긍정적이라 할 수 있다. 또한, 높은 편리성으로 인하여 가까운 미래에는 펜-기반 정보통신 장치의 수요와 보급이 매우 높을 것으로 예상된다. 그러나 터치스크린과 종이의 재질 차이로 인하여 그 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 수행

* 정 회 원 : 숭실대학교 컴퓨터학과 교수
gykim@computing.soongsil.ac.kr(제 1저자)

☆ 본 연구는 숭실대학교 교내연구비 지원으로 이루어졌음.

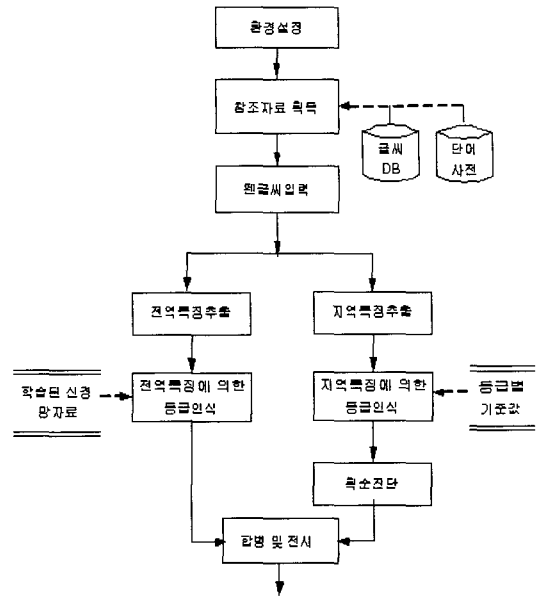
할 수 있어 그 응용이 매우 적은 단점이 있다. 본 논문에서는 단어 이상의 길이를 가지는 필기문자열의 품질을 평가하는 방법을 제안한다. 이외에도 제안하는 방법은 글씨의 품질을 평가함에 있어 사용되는 특징을 사용자가 선택 할 수 있는 점, 확순을 자동 진단하는 점 그리고 적절한 참조자료 준비를 통하여 참조어와 입력어가 서로 다른 언어에 대한 필기연습을 수행할 수 있는 점 등의 특성을 가진다. 이와 같은 특성들로 인하여 제안하는 시스템은 글체 교정 뿐 아니라 어휘력 및 문장력을 향상할 수 있는 언어훈련을 동시에 수행할 수 있어 그 기대효과가 매우 클 것으로 고려된다.

제안하는 시스템의 주요 모듈은 참조자료획득, 전역특징의 선택적 인식에 통한 글씨품질평가, 지역특징을 통한 글씨품질평가와 확순진단 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. 제 2 절에서는 제안하는 시스템의 개요에 대하여 기술하고, 제 3절과 4절에서는 전역특징을 사용하여 글씨의 품질을 평가하는 방법과 지역특징을 사용하여 글씨의 품질을 평가하는 방법에 관하여 각각 설명한다. 전역특징을 통한 등급인식에 있어서는 사용자가 특징을 선택하는 선택적 인식 방법을, 지역특징을 통한 등급인식에서는 확순을 진단하는 방법에 관하여 설명 또한 보충한다. 그리고 제 5절에서는 실험 및 결과를 보이고, 마지막으로 제 6절에서는 결론 및 향후 연구에 관하여 논술한다.

2. 제안하는 시스템의 개요

본 논문에서 제안하는 시스템의 개요는 그림 1 과 같이 환경설정, 참조자료획득, 펜글씨입력, 전역특징과 지역특징 추출, 전역특징에 의한 글씨품질평가, 지역특징에 의한 글씨품질평가, 확순진단, 평가결과 합병 및 전시 등의 모듈들과 글씨 DB



(그림 1) 제안하는 시스템의 개요도

(Database) 및 단어사전으로 구성된다.

환경설정 모듈에서는 언어학습 또는 글씨연습을 수행함에 있어서 사용자가 원하는 대상을 선정하기 위하여 다음과 같은 관련된 정보를 입력하는 모듈이다.

- (1) 언어의 종류 : 한글, 일어, 한자, 중국어 등의 단일어종과 “한글->영어”, “한글->일어” 등과 같이 단일어종에 속하는 두개의 언어가 쌍으로 구성된 교차어종들 중에서 하나이다. 교차어종의 경우, 전자는 제시어의 종류를 후자는 입력어의 종류를 각각 의미한다. 즉, “한글->영어”인 경우, 제시어는 “대한민국”과 같이 한글로 보이지만 사용자는 “korea”와 같이 영어로 입력해야하는 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) 훈련의 수준 : 1급, 2급, 3급과 같이 훈련하고

자하는 수준에 대한 정보이다.

- (5) 획순의 전시 여부: 제시어를 구성하는 문자열의 획순을 전시할 것인지 하지 않을 것인지에 대한 정보이다.

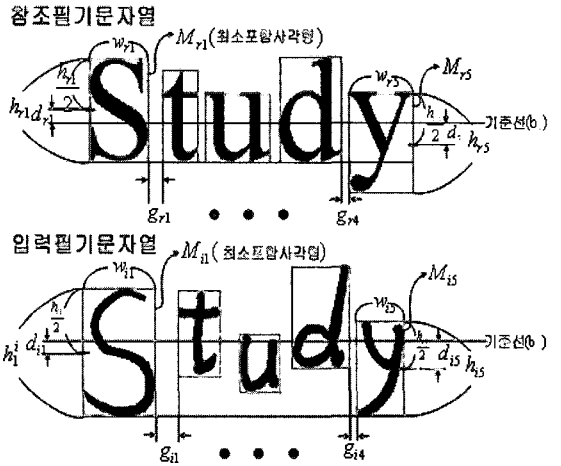
참조자료획득 모듈은 환경설정 모듈을 통하여 입력된 정보에 근거하여 전시할 제시어 또는 글씨 문자열과 입력되는 필기문자열과 비교할 참조용 필기문자열 그리고 사용자가 언어를 학습하는데 도움이 될 수 있는 참고자료를 글씨DB와 단어사전에서 검색하여 전시하는 역할을 수행한다. 글씨DB는 언어별로 관리되며, 각 언어가 가지는 고유한 글씨체들에 대한 글씨형(font)과 획순에 대한 자료를 저장한다. 단어사전은 컴퓨터상에서 통용되고 있는 것과 동일하거나 동일한 자료 및 기능을 수행하는 것이다.

펜글씨입력 모듈은 사용자가 전자펜을 사용하여 글씨문자들을 입력하고자 터치스크린에 인킹하고 있는 동안 그 자료를 획득하여 획별로 저장한다. 전역특징추출과 이 특징을 사용하여 글씨의 품질을 평가하는 방법에 관해서는 제 3절에서, 그리고 지역특징추출과 이 특징을 사용하여 글씨의 품질을 평가하는 방법에 관해서는 제 4절에서 각각 상세히 설명한다. 합병 및 전시 모듈은 두 종류의 글씨품질평가 모듈의 결과를 식 1과 같이 가중화된(weighted) 합을 산출하고, 이 결과와 품질평가 과정에 발생한 정보를 전시하는 처리를 수행한다. 식 1에서 I_1 과 I_2 는 각각 전역특징에 의한 글씨품질평가 모듈과 지역특징에 의한 글씨품질평가 모듈의 출력이다.

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

3. 신경망을 통한 전역특징에 기반한 글씨 품질 평가

이 절에서는 입력된 필기문자열과 참조필기문자열 사이의 유사성 즉, 하나의 획에 대한 유사성이 아니라 전체적인 관점에서의 일치하는 정도를 산출하



(그림 2) 전역특징 추출을 위한 참고도

여 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 2를 참조하여 기술하면 다음과 같다.

- (1) 대응하는 두 개의 최소포함사각형이 가지는 가로 크기의 차이값 즉, $WDiff_k = (|w_{rk} - w_{ik}|) / (MAX(w_{rk}, w_{ik}))$ 들의 평균(M_w)과 표준편차(STD_w).
- (2) 세로크기의 차이값 즉, $HDiff_k = (|h_{rk} - h_{ik}|) / (MAX(h_{rk}, h_{ik}))$ 들의 평균(M_h)과 표준편차(STD_h).
- (3) 인접한 두 개의 최소포함사각형에 의하여 형성되는 간격의 차이값 즉, $GDiff_k = (|g_{rk} - g_{ik}|) / (MAX(g_{rk}, g_{ik}))$ 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, k는 필기문자를 포함하는 최소포함사각형을 지시하는 인자로 1에서부터 n 즉, 필기문자의 수까지의 값을 가진다. 단, 최소포함사각형 사

이의 간격에 대한 특징을 추출할 때는 n-1까지 적용된다.

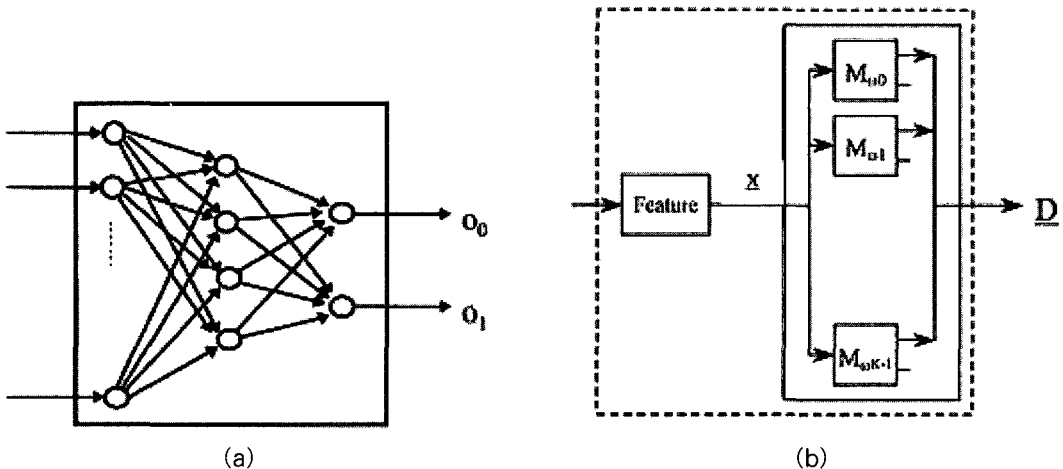
다음은 입력된 필기문자열의 품질을 평가하는 방법에 관하여 기술한다. 대한글씨검정교육회 등의 국가공인 글씨평가단체에서는 일반적으로 글씨의 품질을 1급, 2급 등과 같이 급수로 평가한다. 따라서 일관성을 위하여 본 논문에서도 글씨의 품질평가를 이들과 같이 급수로 평가한다. 이를 위하여 먼저 다양한 표본들을 획득하고 획득된 표본들을 각 집단으로 분류한 다음 각 집단을 대표할 수 있는 자료를 추출하는 학습 과정과 학습을 통하여 산출된 대표 자료와 입력된 자료를 비교하여 급수를 산출하는 인식 과정이 필요하다.

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 패턴 인식 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].

클래스-모듈러 신경망은 그림 3과 같이 전체 네트워크와 부분 네트워크로 구성된다. 부분 네트워크는 전통적인 피드포워드(feedforward) 신경망과

같지만 출력노드가 2 개로 제한되는 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 K개의 클래스로 분류하는 전통적인 신경망을 2개의 클래스로 분류하는 K개의 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_i} 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 K는 등급의 수이다. 즉, 1급에서 5급까지인 경우 K는 5가 된다.

특정한 부분 네트워크의 학습은 다음의 식 2와 3과 같이 전통적인 역전파 알고리즘으로 이루어진다. 식 2에서 $f(\cdot)$ 는 시그모이드(sigmoid) 함수로 $f(x) = 1/(1 + e^{-x})$ 이며, E는 학습율(learning rate)



(그림 3) 클래스-모듈러 신경망의 구조. (a) 부분 네트워크 (b) 전체 네트워크

이고, $0 \leq c < K$ 이다. 가중치의 변화가 없을 때까지 식 2와 3을 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 :

$$\Delta b_{kj}^c = [E(t_k - o_k) o_k (1 - o_k)] y_j$$

for $0 \leq j < m$ and $0 \leq k < 2,$ (3)

$$\Delta a_{ji}^c = \left[E y_j (1 - y_j) \left(\sum_{k=0}^1 (t_k - o_k) o_k (1 - o_k) \right) \right] y_j$$

for $0 \leq i < d$ and $0 \leq j < m,$

$$b_{kj}^c = b_{kj}^c + \Delta b_{kj}^c, \quad a_{ji}^c = a_{ji}^c + \Delta a_{ji}^c.$$

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. 이때, 사용자는 특정한 특징들을 배제하기를 희망할 수 있다. 사용자 배제하기를 희망하는 특징의 특징값은 참조문자열이 가지는 특징값을 클래스-모듈러 신경망에 입력하는 방법을 통하여 인식결과에 영향을 미치지 않도록 하였다.

4. DTW에 통한 지역특징에 기반한 글씨 품질 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.

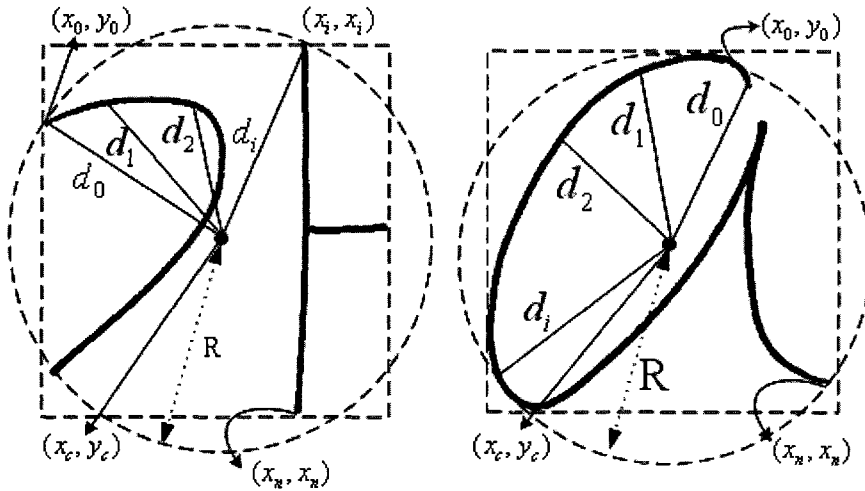
획 대 획 비교를 통하여 글씨의 품질을 평가하기 위하여 추출하는 특징의 엄격한 기준은 크기와 모양 그리고 방향이 일치하여야 한다. 그러나 크기는 문자열 전체에서 일관성만 있으면 큰 문제가 되지 않으므로, 본 논문에서는 모양과 방향만을 사용하여 글씨의 품질을 평가한다. 따라서 크기에는 독립적이며 모양과 방향에 따라 다른 평가가 가능한 특징을 추출하여야 한다. 본 논문에서는 추출하는 지역적인 특징은 그림 4와 같이 어떤 필기문자의 중심에서 인킹(inking)된 흑화소 위치까지의 거리를 최소포함원의 반경 R 로 나누어 정규화된 거리들이다[7].

하나의 필기문자를 구성하는 흑화소의 위치들을 $C = \{(x_0, y_0), (x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)\}$ 라 할 때, 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 계산.
- (4) 다음 식 4를 사용하여 정규화된 거리 $L = \{l_0, l_1, \dots, l_n\}$ 를 산출.

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

다음은 DTW(Dynamic Time Warping)를 사용하여 유사도를 측정하는 방법에 관하여 설명한다. 참조획의 특징과 입력획의 특징을 각각 $P = p_1, p_2, \dots, p_m$ 와 $Q = q_1, q_2, \dots, q_n$ 라 할 때, DTW 알고리즘을 사용하여 비선형적인 대응관계로 부터 유사도를 산출하는 방법은 식 5와 같다.



(그림 4) 지역특징 추출을 위한 참고도

$$\gamma[i][j] = d(p_i, q_j) + \min \{ \gamma[i-1][j-1], \gamma[i-1][j], \gamma[i][j-1] \} \quad (5)$$

$$\gamma[1][1] = d(p_1, q_1), \quad \gamma[1][j] = \infty; (j > 1)$$

여기서, $d(p_i, q_j) = \sqrt{(p_i - q_j)^2}$, $1 \leq i \leq m$, $1 \leq j \leq n$

식 5의 결과는 정규화되지 않아 길이 따라 유사도가 서로 다르게 산출될 뿐 아니라 유사성 클수록 적은 값을 가지는 비유사도이다. 따라서 최종적으로 다음 식 6을 사용하여 정규화된 유사도로 재산출한다.

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

식 5와 6은 다음과 같은 제약사항에 근거하여 형성된 것이다. 첫째는 끝점정렬(end-point alignment) 즉, 참조획의 첫 번째 특징은 입력획의 첫 번째 특징과 반드시 대응되며, 마지막 특징도 역시 다른 획의 마지막 특징에 반드시 대응되어야 하는 조건이다. 둘째는 연속성(continuity)으로 인접한 셀로만 이동할 수 있는 조건이다. 셋째는 단조성(monotonicity)으로 시간축을 따라서 증가하여야 하는 조건이다. 따라서 식 5와 6의 DTW

는 동적계획법(dynamic programming)의 일종으로 $m \times n$ 크기의 배열 r 의 시작위치인 $r[1][1]$ 에서 끝 위치인 $r[n][m]$ 사이에 있는 수많은 대응 경로들 중에서 최적의 대응경로를 탐색하는 방법을 통하여 두 특징의 유사도를 산출하는 과정을 의미한다.

지역특징과 DTW를 사용하여 인식한 결과 등급이 나쁜 경우, 그 원인이 입력문자열의 획순과 참조 문자열의 획순이 불일치한 것인지를 파악하기 위하여 획순을 진단한다. 획순을 진단하는 과정은 다음과 같다.

- (1) 입력된 획들 각각이 가지는 일치도가 낮은 순으로 정렬(sorting).
- (2) 임계값 보다 적은 일치도를 가지는 획들을 분리하여 비교할 획들을 수집.
- (3) 이 획들 각각을 포함되는 문자를 찾음.
- (4) 그 문자에 속하는 획들 각각의 일치도가 임계값보다 적은 획들을 분리하여 비교될 획들을 수집.
- (5) 비교될 획들과 비교할 획을 DTW를 사용하여 일치도를 산출하여 가장 큰 획의 위치를 찾음.
- (6) 그 위치에 비교할 획을 삽입.

- (7) 입력문자열에 있는 획들을 정리하여 문자자료를 재산출
- (8) 위 과정을 모든 비교할 획들에 대하여 수행.
- (9) 지역특징을 추출하여 문자열의 일치도를 재산출.
- (10) 재산출된 일치도가 향상되는 경우 지금까지의 절차를 다시 수행하지만, 그렇지 않는 경우는 진단 결과의 획순을 저장 및 출력 후 종료.

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

제안하는 시스템의 학습을 위하여 사용된 언어는 한글과 영어이며 대상 단어는 중학교 수준의 영어 단어 50개와 대응하는 한글 단어 50개를 사용하였

다. 글씨품질의 등급은 1급에서 5급 까지 5등급으로 하였다. 학습을 위한 표본패턴은 본교 대학원생 20명이 매일 1회 5일간 입력한 자료로 총 10,000단어이며, 각 표본패턴의 글씨수준은 국가공인 글씨평가단체의 인간전문가에 의뢰하여 결정하였다.

성능평가를 위해서는 다른 대학원생 10명을 선발하여 영어와 한글 각각 50단어 대하여 매일 1회 5일간 수행하였다. 따라서 성능평가에 사용된 패턴의 수는 5,000 단어이다. 사용된 패턴들 각각의 필기수준을 필체감정 인간전문가에 의뢰하여 그 등급을 산정한 후, 본 논문에서 제안하는 시스템에서 인식한 등급의 수준과 비교평가를 통하여 성능평가를 수행하였다. 본 논문에서 사용한 평가 척도는 식 7과 같이 제안하는 시스템이 평가한 등급(T_i)과 인간전문가가 평가한 등급(G_i)의 차를 비율로 환산한 평균값과 식 8과 같이 시스템이 평가한 등급과 인간전문가가 평가한 등급이 일치한 비율이다. 식 7과 식 8에서 n 은 단어 수이므로 5,000이다.

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

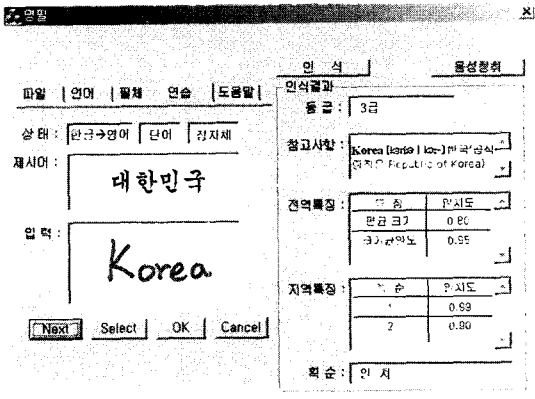
$$E_2 = 1 - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n S_i \tag{8}$$

여기서, $\left(\begin{matrix} S_i = 1; & \text{if } T_i \equiv G_i \\ S_i = 0; & \text{Otherwise} \end{matrix} \right)$

식 7에 의한 성능 평가한 결과는 0.04로 산출되었다. 이것은 제안하는 시스템이 인식한 글씨품질의 수준이 평균적으로 4%정도의 오차를 내포하고 있다는 의미이다. 그리고 식 8에 의한 성능평가의 결과는 0.93으로 산출되었다. 이것은 제안하는 시스템이 인식한 글씨품질과 인간전문가가 평가한 글씨품질과의 일치도가 93%임을 의미한다.

6. 결론 및 향후 연구

전자펜을 사용하여 필기의 품질을 평가함에 있어 기존 연구에서는 문자에 대한 평가만을 수행할 수



(그림 5) 제안하는 시스템의 구현된 결과

있었는데, 본 논문에서는 이 문제를 극복하여 단어 수준 이상의 문자열에 대한 품질을 평가하는 시스템을 제안하고 성능평가를 수행하였다. 성능평가 결과 오류율은 4% 이며 일치도는 93%로 나타나 비교적 만족스러운 수준이라 할 수 있다. 이외에도 본 논문에서 제안하는 시스템은 참조자료를 준비하는 방법에 따라 제시어와 입력어가 다른 경우에도 필기 문자열에 대해서도 글씨의 품질을 평가할 수 있는 특성이 있다. 따라서 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 문자를 구성하는 획의 속도와 압력을 반영하여 글씨품질을 평가할 수 있는 방법과 필체향상에 도움을 줄 수 있는 지식을 내장하는 방법에 관한 연구라 사료된다.

참 고 문 헌

- [1] S. Djeziri, 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] Ji-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.

● 저 자 소 개 ●



김 계 영 (Gye-Young Kim)

1990년 : 송실대학교 전자계산학과 졸업(학사)
 1992년 : 송실대학교 대학원 컴퓨터학과 졸업(석사)
 1996년 : 송실대학교 대학원 컴퓨터학과 졸업(박사)
 1996년~1997년 : 한국전자통신연구원(Post Doc.)
 1997년~2001년 : 한국전력공사 전력연구원(선임연구원)
 2001년~현재 : 송실대학교 컴퓨터학과 교수
 관심분야 : 컴퓨터비전, 형태인식, 증강현실, 지능형 DTV, MPEG 7&21 etc.
 E-mail : gykim@computing.soongsil.ac.kr