

DTW와 PCA에 기반한 효과적인 필적 검증

장석우*, 허문행*, 김계영**

Effective Handwriting Verification through DTW and PCA

Seok-Woo Jang*, Moon-Haeng Huh*, Gye-Young Kim**

요 약

논문에서는 오프라인 환경에서 패턴분석을 적용하여 두 필적의 유사성을 자동으로 분석하여 필적을 검증하는 방법을 제안한다. 제안된 방법에서는 먼저 필적 문서에서 문자 영역만을 분할하고, 분할된 문자 영역에 대한 특징을 추출한다. 그리고 비선형적인 형태로 추출되는 특징으로부터 동적 타임 워핑(DTW)과 다변량 통계 분석법(PCA) 알고리즘을 이용하여 기준이 되는 특징과의 유사성을 구한다. 본 논문에서 제안된 필적 검증 방법은 효과적인 특징 추출 방법 및 기존의 짧은 패턴에서 효과적으로 수행하던 방법들을 다양한 길이를 가진 특징에 대해서도 효과적으로 필적 검증이 가능하도록 하였다. 본 논문의 실험 결과는 제안된 방법이 기존의 방법보다 우수함을 다양한 실험을 통해서 보여준다. 제안된 필적 검증 방법은 기존에 감정 전문가에 의해 수동적으로 수행되던 필적 검증 작업을 자동화하고, 기존 필적 검증 작업의 객관성을 배가할 수 있을 것으로 기대된다.

Abstract

In this paper, we propose a new handwriting verification method using pattern analysis in off-line environments. The proposed method first segments character regions in a document and extracts effective features from the segmented regions. It then estimates the similarity between the extracted non-linear features and reference ones by using dynamic time warping and principal component analysis. Our handwriting verification method extracts handwriting features effectively and enables the verification of handwriting with various lengths of features as well as ones of short patterns. The experimental results show that our method outperforms others in terms as accuracy. We expect that the proposed method will automate the manual handwriting verification tasks and provide much objectivity on handwriting identification.

▶ Keyword : 필적 검증(Handwriting Verification), 동적 타임 워핑(Dynamic Time Warping), 특징 유사도(Feature Similarity)

• 제1저자 : 장석우 교신저자 : 김계영

• 투고일 : 2009. 06. 18, 심사일 : 2009. 06. 30, 게재확정일 : 2009. 07. 24.

* 안양대학교 디지털미디어학과 교수 ** 숭실대학교 IT대학 컴퓨터학부 교수

※ 이 논문은 2006년 정부(교육인적자원부)의 재원으로 한국학술진흥재단의 지원을 받아 수행된 연구(KRF-2006-005-J03801)

1. 서 론

일반적으로 필적은 글씨체로서 사람의 성격, 버릇, 외모, 체형까지 반영한다고 필적학(graphology)에서는 알려져 있다. 마찬가지로 서명(signature) 또한 서명자의 동일성을 표시하기 위해 사용되는 것으로 개인별로 고유한 특징을 가지고 있다. 따라서 필적이나 서명을 분석하여 개인 식별에 대한 연구와 응용이 가능하며, 이런 분야를 가리켜 필적(서명) 검증이라고 한다.

필적 감정은 두 가지 이상의 필적 사이에서 개인 필적의 향상성과 회소성의 존재를 식별하여 이들의 필자가 동일한 사람인지의 여부를 판단하는 일이다. 필적 감정 방법은 대체로 자료의 필적이 자연 필인가, 작의 필인가, 서자 기술은 어느 정도인가, 위필의 의혹은 없는가, 대조 자료는 적절한가 등을 검사한 후 자획 구성, 자획 형태, 필순, 배자, 필압, 필세, 오자, 오용 등을 자세히 식별한다.

이런 감정 업무는 유서 대필 및 보안수사, 서명 검증, 범죄 수사 등에 유용하게 활용되고 있고, 현재 이러한 감정 작업은 국가에서 인정한 감정 기관 및 일부 사립 감정원에서 수행되고 있으며, 감정 전문가의 판단 기준에 의하여 필적의 유사성을 판별하고 있다. 그러나 감정 전문가에 의해 필적의 유사성을 판단하기 때문에 객관성이 결여되며, 소요 시간과 처리 비용의 문제를 발생시킨다. 이를 해결하기 위해 주관적인 요소를 최대한 배제하고, 과학성을 부여하려고 컴퓨터를 이용한 자동 분석 방법들이 연구되고 있으며, 이런 방법을 통해 기존에 수행되던 수작업을 점점 줄여나가고 있다. 예를 들어, 현재 연구된 방법들을 통하여 필적의 형태 및 모양에 대한 유사성을 평가하기 때문에 악의적인 대필 및 위필된 같은 형태의 필적의 경우에는 컴퓨터를 통하여 유사도 검출을 통해 후보 필적들을 1차적으로 제거하고, 사람에게 의하여 2차 판별하는 방법을 통하여 소요 시간과 비용 감소 등의 효과를 거두고 있다.

기존의 컴퓨터를 이용한 분석 방법에는 크게 온라인(on-line) 환경에서의 분석 방법과 오프라인(off-line) 환경에서의 분석 방법의 2가지 종류가 있다. 온라인 환경에서의 분석 방법은 디지털라이저(digitizer)나 타블렛(tablet) 등의 입력장치를 이용하여 필적 및 서명을 입력하고, 이를 분석하는 방법이다. 이 방법은 필적 및 서명이 입력되는 순서에 대해 각 문자의 중심 사이의 거리를 이용하여 유사도를 도출하는 방법으로, 주로 입력되는 순서와 관련이 있는 특징을 이용하여 패턴인식 작업을 수행함으로써 유사도를 추출한다[1].

한편 오프라인 환경에서의 분석 방법은 필적이나 서명을

컴퓨터의 입력장치인 스캐너를 통하여 그림 및 사진 파일의 형태로 저장하여 분석하는 방법으로 필적이나 서명에 대해 입력 순서를 부여하기가 어려우며, 필적이나 서명에 대한 다른 특징을 추출하여 분석하는 형태를 취하고 있다. 오프라인 환경에서의 분석 방법에는 구조적인 특징의 유사도를 이용한 방법[2], HMM(Hidden Markov Model) 분류기를 이용하여 감정하는 방법[3], HMM 분류기와 SVM(Support Vector Machine) 분류기를 각각 이용하여 감정하는 방법[4], 동적 타임 워핑(DTW: Dynamic Time Warping) 알고리즘을 이용한 다이나믹 프로그래밍을 통한 서명의 유사도를 판단하는 방법[5], DTW 알고리즘을 이용하여 추출한 유사도를 마할라노비스(Mahalanobis) 거리 추출 알고리즘을 통해 비유사도로 변환하여 측정하는 방법[6-8] 등이 있다.

그러나 이런 기존 연구 방법들이 필적의 분석 방법보다는 서명의 분석 방법을 위주로 연구되고 있어, 서명과 같이 길이가 짧은 패턴에 효과적으로 적용되고 있는 것이 현실이다. 더욱이 한글 필적 인식 방법에 대한 연구 결과는 많았으나, 한글 필적 분석 방법은 자료를 거의 찾아볼 수 없을 정도로 연구된 자료가 부족하였다.

따라서 본 논문에서는 오프라인 환경에서 한글 필적(서명)에 대한 특징 추출과 분석을 위한 새로운 방법을 제시한다. 본 논문에서는 기존 연구의 문제점인 한글 비교 분석을 가능하도록 하기 위해 한글 필적에 대한 문자 영역 추출 방법을 연구하고, 추출된 문자 영역에서의 효과적인 특징 추출 및 기존에 짧은 패턴 위주로 효과적으로 수행하던 방법들을 다양한 길이를 가진 개인별 특징에 대해 비교 분석하는 방법을 제안한다.

그림 1은 본 논문에서 제안하는 필적 검증 시스템의 전체 개요도를 보여준다. 그림 1에서 보는 바와 같이 제안된 시스템은 크게 학습 단계와 검증 단계로 구성된다. 학습 단계에서는 필적 학습 영상을 받아들인 후 문자영역을 분할하고 분할된 영역에 대한 특징을 추출하여 저장한다. 검증 단계에서는 입력된 필적 실험 영상으로부터 학습 단계와 동일한 과정을 거쳐 특징을 추출한 후 동적 타임 워핑(DTW)과 다변량 통계 분석(PCA) 알고리즘을 이용하여 비선형적인 형태로 추출된 특징들을 정합한 후 이들 사이의 유사도를 검출한다.

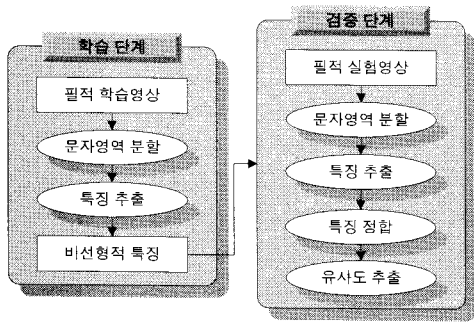


그림 1. 전체 개요
Fig. 1. Overall procedure

1장에서는 본 논문의 연구 동기와 전체적인 개요를 기술하였다. 2장에서는 문서 영상에서 문자영역을 분할하고, 분할된 문자 영역의 특징을 추출하는 방법에 대해 기술하고, 3장에서는 다른 필적과의 비교 분석을 위한 PCA 알고리즘과 DTW 알고리즘에 대하여 설명하며, 이 알고리즘을 이용하여 비선형 자료의 분석 방법을 제안한다. 그리고 4장에서는 제안하는 방법을 이용한 실험 결과를 기술하고, 5장에서는 결론 및 향후 연구방향을 제시한다.

II. 문자영역 분할과 특징 추출

문자 영역의 분할은 입력 받은 문서 영상에서 필적검증 처리의 기준이 되는 문자의 단위 및 범위를 구분할 수 있는 중요한 과정으로, 자소 단위 및 필적의 크기와 위치 정보를 추출할 수 있다. 그리고 분할된 문자 영역은 문자의 전체적인 특징 정보를 가진다. 문자 영역의 분할은 그림 2와 같이 세 가지 단계를 통해 수행된다.

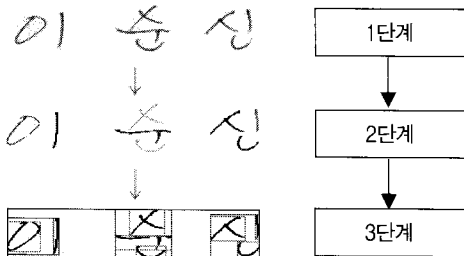


그림 2. 문자 영역의 분할
Fig. 2. Character Segmentation

1 단계에서는 문서 영상을 입력 받고, 입력 받은 문서 영

상에서 잡음을 제거하는 전처리를 적용한다. 2 단계에서는 레이블링을 수행하여 문서 영상으로부터 최소 단위의 연결영역 성분을 검출한다. 3 단계에서는 검출된 연결성분에 대한 최소 포함(MER: minimum enclosing rectangle) 사각형을 생성하고, 최소 포함 사각형을 바탕으로 자소 단위의 성분을 검출한다. 그런 다음 검출된 사각형을 통합하는 과정을 거쳐 문자 단위의 영역을 추출한다. 그림 2의 3 단계에서 녹색 사각형은 자소 단위의 영역, 빨간 사각형은 문자 단위의 영역, 파란 사각형은 문단 단위의 영역을 의미한다. 자소 단위로 검출된 영역을 통합하여 문자 단위의 영역을 검출하는 과정에서는 일정한 거리를 기준으로 문자와 단어가 구분된다는 사실을 이용하는데, 이를 위해 각 자소 단위의 영역에 대한 최소 포함 사각형 사이의 거리를 추출해 비교한다. 각 자소에 대응하는 최소 포함 사각형 R_i 와 R_{i+1} 사이의 거리 d_i 는 식 (1)과 같이 계산한다.

$$d_i = \sqrt{(R_i^{P_x} - R_{i+1}^{P_x})^2 + (R_i^{P_y} - R_{i+1}^{P_y})^2} \dots\dots\dots (1)$$

$$- \frac{1}{2} \sqrt{(R_i^w)^2 + (R_i^h)^2} + \sqrt{(R_{i+1}^w)^2 + (R_{i+1}^h)^2}$$

식 (1)에서 R_i 는 i 번째 최소 포함 사각형을 나타내고, $(R_i^{P_x}, R_i^{P_y})$ 는 R_i 의 중심 위치를 나타낸다. 그리고 R_i^w 와 R_i^h 는 R_i 의 가로의 길이 및 세로의 길이를 표현한다. 본 논문에서는 계산된 거리 d_i 에 대하여 임계 거리 TH 보다 작은 사각형을 통합하여 문자 영역을 추출하고, 통합된 최소 포함 사각형에 대한 중심점과 가로 및 세로의 길이를 식 (2)와 같이 설정한다.

$$NR_i^{P_x} = \frac{1}{2} \{ (R_i^{P_x} + R_{i+1}^{P_x}) - |R_i^{P_x} - R_{i+1}^{P_x}| \} \dots\dots\dots (2)$$

$$NR_i^{P_y} = \frac{1}{2} \{ (R_i^{P_y} + R_{i+1}^{P_y}) - |R_i^{P_y} - R_{i+1}^{P_y}| \}$$

$$NR_i^w = (R_i^w + R_{i+1}^w) + |R_i^w - R_{i+1}^w|$$

$$NR_i^h = (R_i^h + R_{i+1}^h) + |R_i^h - R_{i+1}^h|$$

본 논문에서 제안하는 문자의 특징 추출 방법은 문서 영상의 각 문자의 획에 대하여 중심점과의 거리 정보를 이용한 방법을 사용한다. 획을 이용하여 비교를 하기 위하여 추출되는 특징은 크기와 모양 및 방향이 일치해야 한다는 기준을 가지게 된다. 그러나 크기는 문자열 전체에서 일관성만 있으면 문

제가 되지 않으므로 본 방법을 통하여 모양과 방향 정보를 사용하여 지역적인 특징 정보를 산출하고, 문자 크기에 독립적이고 모양과 방향에 따라 다른 평가가 가능한 특징을 추출하고자 한다.

크기에 독립적이고 모양과 방향에 따른 평가가 가능하도록 하기 위하여 문자 단위 영역에서 중심을 구한 후 그 중심과 각 화소까지의 거리를 최소 포함원의 반경을 이용하여 정규화하여 각 화소들을 추적하면서 특징을 그림 2와 같이 추출한다[9].

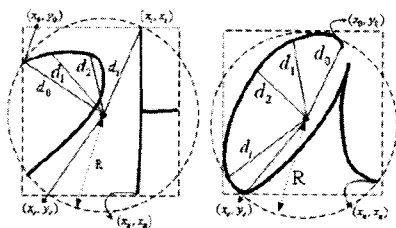


그림 3. 특징 추출
Fig. 3. Feature Extraction

특징 추출 방법은 먼저 필적 영상에 대해 각각의 문자영역 내의 문자 영상을 세선화 알고리즘을 이용하여 한글 문자의 구조적 특징에 따라 문자 내의 획 정보를 추출하고[10], 추출된 획 정보를 이용하여 단점, 연결점, 골극점, 분기점, 교차점 등의 점에 대한 정보를 추출한다[11]. 그리고 추출된 단점 사이의 거리 정보에서 최소 포함 사각형의 (Xmin, Ymin)과 (Xmax, Ymax)를 계산하고, 그 중심(xc, yc)과 단점들 사이의 거리 정보를 이용하여 최대 포함원의 반경 R을 계산한다. 흑 화소들의 위치를 추적하기 위해 시작점을 검출하고, 한글 및 여러 문자의 필기체 특성상 왼쪽에서 오른쪽으로 쓰이는 점에 착안하여 좌측 상단에 각각 가중치를 주어 시작점을 찾는다[12]. 시작점을 선정한 후 추출된 점들을 후보군으로 분류하여 다음 추적 대상을 반복적으로 탐색하여 점들의 다음 시작점을 결정함으로써 전체 획에 대한 추적을 가능하게 한다.

시작점이 결정된 후 시작점으로부터 추적되는 흑 화소의 위치를 $C = \{(x_0, y_0), (x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)\}$ 라 할 때 최대 포함원의 반경과 최소 포함원의 반경을 이용하여 정규화된 거리 $L = \{l_0, l_1, \dots, l_n\}$ 를 식 (3)과 같이 산출한다.

$$l_i = \frac{\sum_{x=0}^n \sum_{y=0}^n \sqrt{(x_n - x_c)^2 + (y_n - y_c)^2}}{R_i} \dots \dots \dots (3)$$

이와 같이 추출된 정규화된 거리 L을 이용하여 추출된 특징을 희별로 관리하여 특징으로 이용한다.

III. DTW와 PCA를 통한 정합

추출된 특징들은 개수가 정해지지 않는 비선형적인 형태이다. 동적 타임 워핑(DTW) 알고리즘은 기준이 되는 특징과 입력된 특징의 패턴 사이의 유사도를 동적 프로그래밍을 이용해 추출한다[13-14]. 이 방법을 통해 서로 다른 길이를 가지고 있는 특징 벡터 사이의 비교가 가능하므로, 비선형적인 대응 관계로부터 유사도 산출이 가능하다. 비선형적인 자료의 형태를 DTW 알고리즘의 정합을 이용해 참조 문자열과 학습 문자열로 분리한 후 그림 4와 같은 형태로 정합한다. 참조 문자열은 문자의 특징을 비교해 내기 위한 기준 문자열로서 그 사람의 대표적인 필적 특징을 나타낸다. 학습 문자열은 사람이 문자를 쓰면서 변화하는 특징을 학습하기 위한 문자열이다.

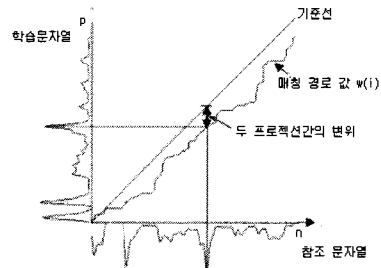


그림 4. 비선형적 특징 정합
Fig. 4. Feature Matching

두 문자 영역의 투영된 데이터 특징을 각각 $Q = (q_1, q_2, \dots, q_n)$, $C = (c_1, c_2, \dots, c_m)$ 라고 할 때, 이들 사이의 DTW 매칭 경로 w_i 의 값 $d(w_i)$ 를 식 (4)와 같이 정의할 수 있다. 식 (4)에서 μ 는 데이터 특징의 평균을 의미한다.

$$d(w_i) = d(Q_n, c_m) = |(Q(q_n) - \mu_n) - (C(c_m) - \mu_m)| \dots \dots \dots (4)$$

이와 같이 얻어진 경로 $d(w_i)$ 를 최소화하는 경로 값을 식 (5)와 같이 표현한다.

$$DTW(Q, C) = \min \frac{1}{i} \sqrt{\sum_{i=1}^i w_i} \dots \dots \dots (5)$$

$$W_i = \{w_1, w_2, \dots, w_i\}$$

기준선을 바탕으로 특징 데이터의 경로를 최소화하는 값의 결과인 식 (5)의 w_i 값을 이용하여 식 (6)의 과정을 거쳐 k 개의 길이를 가진 특징벡터 f를 저장한다.

$$f_k = [w_i(1) - G_1, w_i(2) - G_2, \dots, w_i(k) - G_k] \dots (6)$$

$$\text{where } \left\{ G_k = \frac{m}{n} \times k \right.$$

이와 같이 생성된 특징벡터를 이용하여 그림 5와 같이 한 사람의 필적에 대하여 특징행렬을 생성한다.

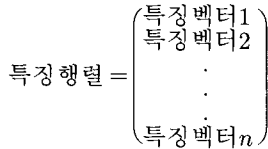


그림 5. 특징 행렬
Fig. 5. Feature Matrix

PCA(Principle Component Analysis) 알고리즘은 고 차원 데이터로부터 데이터의 구조를 밝히거나 데이터의 차원을 낮추는데 많이 이용되는 다 변량 통계 분석법이다 [15-16].

n개의 특징 행렬 $X = (x_1, x_2, \dots, x_m)^T$ 의 각 벡터가 k 개의 개수를 가진다면 학습된 특징벡터 $X_m = (x_m(1), x_m(2), \dots, x_m(k))^T$ 가 되며, 특징 행렬의 평균 벡터 Ψ_m 는 식 (7)과 같이 구할 수 있다.

$$\Psi_m = \frac{1}{k} \left[\sum_{i=1}^k X_m(k) \right] \dots (7)$$

특징 행렬의 특징벡터 Φ 와 평균 벡터 Ψ 사이의 차는 식 (8)과 같이 구한다.

$$\Phi_m = X_m(k) - \Psi_m, \quad k = 1, \dots, K \dots (8)$$

그리고 식 (9)를 이용하여 공분산 행렬 C를 구한다.

$$C = \frac{1}{M} \left[\sum_{n=1}^M \Phi_m \Phi_m^T \right] \dots (9)$$

행렬 C의 고유값 λ 과 고유벡터 e는 식 (10)을 이용하여 추출한다.

$$C_e = \lambda_e \quad (x \neq 0) \dots (10)$$

계산된 고유 벡터들의 행렬을 A라 하고, 다음의 식 (11)과 같이 데이터 벡터 X의 주성분 값 ϕ 를 구한다. 가장 높은 고유값을 가지고 있는 고유벡터를 이용하여 주성분을 형성하고, 공분산 행렬로부터 고유벡터를 얻은 후 고유값에 따라 정렬함으로써 성분 선택과 특징벡터 형성과정을 거친다.

$$\phi = A(X - \Psi) \dots (11)$$

본 논문에서는 위와 같은 학습을 수행한 후 최종적인 유사도를 도출하기 위하여 문자열과의 비교를 위해 마할라노비스 거리 알고리즘을 이용한다. 마할라노비스 거리 알고리즘은 군집 분석에서 가장 많이 사용되는 거리 개념이다. 마할라노비스 거리는 변수들 사이의 표준편차와 상관관계를 고려하여 만들어진 거리로서 두 지점의 단순한 거리 뿐만 아니라 변수의 특성을 나타내는 표준편차와 상관관계수가 함께 고려된다는 특징을 가지고 있다.

분석할 문자열에 대하여 2장에서 제안된 방법을 이용하여 특징을 추출한다. 학습 문자열의 특징에 대한 공분산 C 및 고유 벡터 e를 이용하여 분석할 문자열과의 정합 과정을 거쳐 변위를 측정하고 분석할 문자열의 특징 정보를 F로 저장한다. 분석할 문자열의 특징 F, 학습된 특징의 공분산 C와 학습된 특징벡터값 ϕ 을 이용하여 산출한 분석된 특징 사이의 거리정보 MD는 식 (12)와 같이 표현할 수 있다.

$$MD = (F - \phi)^T C^{-1} (F - \phi) \dots (12)$$

이와 같이 산출된 결과는 정규화되지 않아 특징의 길이에 따라 유사도가 서로 다르게 산출될 뿐만 아니라 거리가 클수록 적은 값을 가지는 비유사도이다. 따라서 최종적으로 고유 벡터의 길이를 이용하여 식 (13)과 같이 정규화된 유사도도 재 산출한다.

$$S = 1 - MD \dots (13)$$

IV. 실험결과

본 실험을 위하여 사용한 컴퓨터는 인텔 Pentium Core 2 Duo의 CPU와 1GB의 메모리를 사용하였고, 운영체제는 마이크로소프트사의 Windows XP Home edition을 사용하였으며, 컴파일러는 Visual C++ 8.0을 사용하여 제작하였다.

본 논문에서 제안된 특징 추출 방법 및 다양한 길이를 가진 개인별 특징에 대해 비교 분석하는 실험을 하였다. 실험 결과를 보이기 위해 A, B, C, D, E의 5개 실험군을 선정하고, 각 실험군별로 본인 필적 20개와 나머지 실험군으로부터 받은 대리 필적 80개, 즉 총 100개의 필적을 제공받았다. 따라서 5개 실험군에 대해서는 실험군 1개당 100개씩 총 500개의 필적을 사용한다. 그리고 각 실험군의 본인 필적 20개 중 5개, 10개, 15개의 입력된 필적을 대상으로 학습하여 실험을 진행하였다. 본 논문에서는 A, B, C, D, E의 5개 그룹에 대한 실험결과를 표 1에서 표 3까지 정리하였다. 그리고 표 내부의 음영 표시된 영역은 같은 필적을 비교하였을 때를 표시하고, 투영 방법과 제안된 방법에 대한 비교를 수행하기 위하여 2개의 항목으로 따로 결과를 나타내었다.

기존에 연구된 투영을 통한 방법(8)과 본 논문에서 제안한 특징 추출과 비교분석 방법의 두 가지 특징을 비교하여 그 결과를 표 1에서부터 표 3까지 표시 하였으며, 실험 결과를 통하여 제안하는 방법의 우수성과 제안하는 분석 방법에 대하여 다른 방법과의 비교를 통하여 그 차이를 보이고 있다. 기존의 연구 방법인 투영을 통한 방법은 입력을 받은 영상에 대해 투영 방법을 이용하여 문자열에 대한 특징을 추출하고, DTW 알고리즘을 이용하여 비교 분석한 방법이다.

표 1. 5회 학습 결과
Table 1. Learning Results(5 times) (단위 %)

5회	A		B		C		D		E	
	투영 방법	제안 된 방법	투영 방법	제안 된 방법	투영 방법	제안 된 방법	투영 방법	제안 된 방법	투영 방법	제안 된 방법
A	92	83	94	21	94	18	90	15	75	27
B	40	21	64	64	60	65	0	48	1	60
C	92	45	31	40	87	63	88	60	62	61
D	92	0	92	0	93	0	90	74	93	0
E	92	0	92	18	92	17	93	10	91	75

표 2. 10회 학습 결과
Table 2. Learning Results(10 times) (단위 %)

10회	A		B		C		D		E	
	투영 방법	제안 된 방법	투영 방법	제안 된 방법	투영 방법	제안 된 방법	투영 방법	제안 된 방법	투영 방법	제안 된 방법
A	90	75	91	11	79	23	95	9	78	28
B	31	25	63	46	63	53	29	73	26	76
C	54	3	24	71	81	45	79	43	37	40
D	72	74	88	70	90	86	86	60	85	71
E	89	5	88	15	88	8	79	11	72	63

표 3. 15회 학습 결과
Table 3. Learning Results(15 times) (단위 %)

15회	A		B		C		D		E	
	투영 방법	제안 된 방법	투영 방법	제안 된 방법	투영 방법	제안 된 방법	투영 방법	제안 된 방법	투영 방법	제안 된 방법
A	88	69	89	7	90	0	93	26	73	5
B	23	18	54	38	66	48	23	65	25	71
C	16	0	16	62	78	32	55	18	28	17
D	84	65	70	63	89	85	83	53	82	68
E	86	81	57	77	85	78	74	78	84	53

위의 표에서 확인할 수 있듯이 5회 학습 시 가장 변별력 있게 구별하는 모습을 보였다. 그러나 실험 결과를 통하여 제안하는 분석 방법의 몇 가지 문제점을 확인하였다. 그 문제점은 표 3에서 확인할 수 있듯이 학습된 문자열의 양이 많을 경우 학습되는 문자열이 상이한 상태를 가지게 되어 여러 학습된 문자열들의 패턴이 모호해져 오히려 비유사도가 증가함을 알 수가 있었다. 실제로 표 3의 C와 D의 학습 패턴에서 이런 현상이 발생하였으며, 5회의 학습에서 좋은 결과를 보이던 결과들이 10회 이상의 학습 결과에서 가장 비유사도가 높은 문자열로 분류됨을 알 수 있었다.

그림 5와 그림 6은 기존의 투영 방법과 제안된 방법과의 효과적인 비교를 위해 그룹 A를 기준으로 결과를 표시하였다. 그림에서 가로 축은 학습된 횟수를 나타내고, 세로 축은 정확도를 표현한다. 그림 5는 기존의 투영 방법과 제안된 방법으로 각각 특징을 추출한 후 동일한 인식기(제안된 방법)를 사용하여 결과를 보임으로써 두 방법의 특징 추출 성능을 확인할 수 있다. 그림 5의 경우에서 알 수 있듯이 투영 방법보다 제안된 방법이 더 좋은 결과를 나타냄을 확인할 수 있었다.

그리고 그림 6의 경우에는 동일한 방법(제안된 방법)으로 특징을 추출한 후 기존의 투영 방법과 제안된 방법의 인식기를 적용하여 최종 결과를 확인함으로써 두 방법의 인식 성능을 비교할 수 있었다. 그림 6에서 확인할 수 있듯이 제안된 방법이 더 좋은 결과를 나타냄을 알 수 있었다.

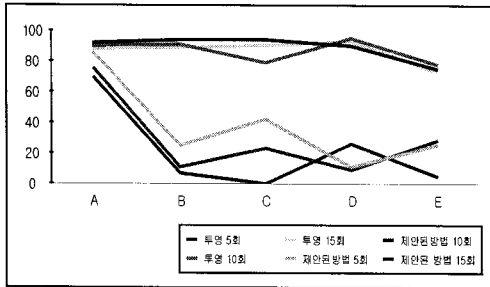


그림 5. 투영 방법과 제안 방법의 특징 비교
Fig. 5. Feature Comparison(Projection v.s Proposed)

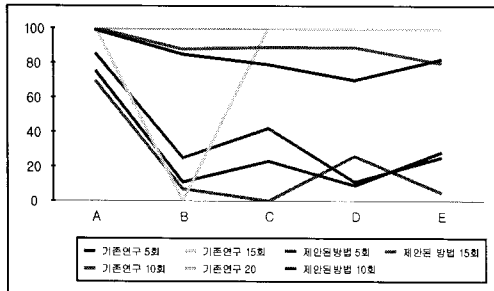


그림 6. 기존 방법과 제안 방법의 성능 비교
Fig. 6. Comparison(Existing v.s Proposed)

V. 결론 및 향후연구

필적은 글씨체로서 그 사람의 성격, 버릇, 외모, 체형까지 반영한다고 정의된다. 이는 개인에 대한 필적 개성을 나타내며, 그 필적 개성을 분석하여 개인 식별의 연구와 응용이 가능하다는 것을 의미한다. 서명 또한 행위자 자신의 동일성을 표시하기 위해 사용되는 것으로서 개인별 특징을 가지게 되며, 이는 필적과 마찬가지로 개인 식별에 대한 연구와 응용이 가능하다는 의미를 가진다. 이러한 연구 분야를 보통 필적 감정이라 하며, 일반적으로 감정 전문가가 이를 수행하지만, 주관적이라는 단점이 있고, 소모 시간과 비용의 문제를 가지게 된다. 본 논문은 이러한 문제점을 해결하기 위해 컴퓨터를 이용한 패턴 인식을 통해 객관적이고 효율적인 판단을 하는 방법을 제시한다.

패턴 인식을 통한 필적 및 서명 검증은 현재 온라인과 오프라인 상에서 수행하는 2가지의 방법이 있으며, 본 논문에서 제안된 방식은 다음과 같다. 오프라인 검증 방식을 이용하여 필적 및 서명에 대하여 스캐너 및 기타 입력장치를 통하여 입력을 받은 후 입력받은 필적에 대하여 최소 포함 사각형을 계산하는 연산을 이용해 문자 영역을 추출한다. 그런 다음 필적의 궤적을 추적하는 방식의 특징 추출 과정을 거치고, 동적 프로그래밍 방법을 이용한 nonlinear-PCA 알고리즘을 통한 학습 방법을 이용하여 개인의 고유한 필적 개성을 분석한다. 그리고 PCA를 통해 도출된 결과를 마할라노비스 거리 알고리즘을 통하여 유사도를 도출하는 방식을 제안한다.

본 논문에서는 실험 결과를 통하여 기존의 방법 보다 제안된 방법이 더 높은 변별력을 가짐을 알 수 있었다. 제안된 특징 추출 방법으로 인하여 기존의 투영 방법으로 시행하던 방법 상의 두께 정보보다 개인의 필순에 따라 유사도 도출이 정확도 있게 문자열 간의 유사도를 도출해 낼 수 있음을 실험을 통해 알 수 있었고, 5회 정도의 짧은 학습을 통하여 좋은 결과를 보였음을 확인할 수 있었다.

향후 연구는 보다 다양한 학습 및 입력 자료를 기반으로 한 실험과 본 논문에서 사용하는 파라미터를 자동적으로 조율하는 방법에 관한 연구라 사료된다.

참고문헌

- [1] Basabi Chakraborty, Goutam Chakraborty, "A New Feature Extraction Technique for On-line Recognition of Handwritten Alphanumeric Characters," Information Sciences, Vol. 148, No. 1/4, pp. 55-70, 2002.
- [2] Kai Huang, Hong Yan "Off-line Signature Verification using Structural Feature Correspondence," Pattern Recognition, Vol. 35, No. 11, pp. 2467-2477, 2002.
- [3] Alan McCabe "Hidden Markov Modeling with Simple Directional Features for Effective and Efficient Handwriting Verification," International Journal of Tuberculosis and Lung Disease, Vol. 5, No. 3, pp. 216-219, 1988.
- [4] Edson J. R. Justino, Flavio Bortolozzi, Robert Sabourin, "A Comparison of SVM and HMM Classifiers in the Off-line Signature Verification," Pattern Recognition Letters, Vol. 26, Issue 9, pp. 1377-1485, 2005.

- [5] Marc Parizeau, Rejean Plamondon, "A Comparative Analysis of Regional Correlation, Dynamic Time Warping, and Skeletal Tree Matching for Signature Verification," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 12, No. 7, pp. 710-717, 1990
- [6] B. Fang, C. H. Leung, Y. Y. Tang, K. W. Tse, P. C. K. Kwork, Y. K. Wong, "Off-line Signature Verification by the Tracking of Feature and Stroke Positions," Pattern Recognition, Vol. 36, No. 1, pp. 91-101, 2003.
- [7] 박희주, 김진호, 오광식, "새로운 자소분리 기법을 이용한 필기체 한글 인식 시스템," 한국표지 및 지능시스템학회 논문지, 제 5권, 제 3호, 101-110쪽, 1995년
- [8] 김세훈, 하정요, 김계영, 최형일, "필적 및 서명에 대한 Off-line 자동 분석 시스템," HCI 학술대회논문집, 제 3권, 189-193쪽, 2007년
- [9] 김계영, "지역특징과 지역특징을 통한 필기문자열의 품질 평가시스템" 한국인터넷정보학회논문지, 제 5권, 제 6호, 121-128쪽, 2004년 12월
- [10] 유대근, 김경환, "한글 필기체의 구조적 특징을 이용한 효과적 기율기 보정," 한국정보과학회논문지: 소프트웨어 및 응용, 제 30권, 제 2호, 93-102쪽, 2003년
- [11] 조완현, "문자 인식의 소개 및 새로운 인식시스템의 개발," 한국통계학회 춘계학술발표회 논문집, 68-74쪽, 1998년 1월
- [12] 윤성수, 변혜란, 이일병, "인간의 정보처리 방법에 기반한 특징추출 및 필기체 문자인식에의 응용," 한국인지과학회논문지, 제 9권, 제 1호, 1-11쪽, 1998년
- [13] Eamonn J. Keogh, Michael J. Pazzani, "Derivative Dynamic Time Warping," First SIAM International Conference on Data Mining, 2001.
- [14] 한수영, 김홍렬, 이기희, "에너지 라벨링 그룹화를 이용한 고속 음성인식시스템," 한국컴퓨터정보학회논문지, 제 9권, 제 4호, 77-83쪽, 2004년 9월
- [15] Lindsay I Smith "A Tutorial on Principal Components Analysis," Technical Report, University of Otago, Feb. 2002.
- [16] 김명훈, 이지근, 소인미, 정성태, "얼굴과 음성 정보를 이용한 바이오달 사용자 인식 시스템 설계 및 구현," 한국컴퓨터정보학회논문지, 제 10권, 제 5호, 353-362쪽, 2005년 11월

저자소개

장석우



Email: swjang@anyang.ac.kr
 2000년 8월: 숭실대학교대학원 컴퓨터학과 (공학박사)
 2009년 3월 - 현재: 안양대학교 디지털미디어학과 교수
 관심분야: 로봇비전, 증강현실, HCI, 게임, 비디오 색인 및 검색 등

허문행



Email: moonh@anyang.ac.kr
 2003년 8월: 충북대학교대학원 전산학과 (공학박사)
 2004년 3월 - 현재: 안양대학교 디지털미디어학과 교수
 관심분야: 디지털콘텐츠, 미디어간버전스, 유비쿼터스, 콘텐츠 산업정책 등

김계영



Email: gykim1@computing.ssu.ac.kr
 1996년 2월: 숭실대학교대학원 컴퓨터학과 (공학박사)
 2001년 3월 - 현재: 숭실대학교 컴퓨터학과 교수
 관심분야: 컴퓨터 비전, 형태인식, 생체인식, 증강현실, 신호처리 등