

동적 특성의 시각화를 수행하는 새로운 패턴변환 기법에 의한 온라인 서명인식 기술

(Online Signature Verification by Visualization of Dynamic Characteristics using New Pattern Transform Technique)

지수영[†] 이재연[†] 오원근^{**} 김창현^{***}
(Suyoung Chi) (Jaeyeon Lee) (Weongeun Oh) (Changhun Kim)

요약 본 논문에서는 서명패턴에 내재되어 있는 동적인 특성을 패턴변환을 이용하여 시각화 함으로써 위조서명에 대한 안정성을 향상시킨 새로운 온라인 서명인증 알고리즘을 제안한다. 제안하는 첫 번째 패턴변환방식인 속도 평활화(Speed Equalization)는 서명과정의 시간적인 특성을 효율적으로 모델링하기 위하여, 주어진 서명의 시계열 패턴을 선 속도가 일정하도록 재구성함으로써 변환된 패턴을 생성한다. 한편 두 번째 패턴변환방식인 속도변환(Velocity Transform)은 주어진 서명패턴을 수평/수직 속도 평면으로 매핑 함으로써 변환된 패턴을 생성한다. 이러한 변환을 통하여 원래의 서명과정에서의 동적인 특성이 변환된 도메인에서는 변환된 패턴의 모양에 반영되게 되므로, 변환된 패턴에 대한 형태분석(Shape Analysis)을 통하여 효율적으로 동적인 특성에 대한 분석이 이루어진다. 본 논문에서 제안하는 모델의 장점은 변환된 패턴들이 본래의 서명패턴과 동일한 형태로 표현된다는 점이다. 따라서 기존의 많은 연구를 통하여 제안되어 온 대부분의 서명인식 알고리즘을 변환된 패턴에도 그대로 적용할 수 있다는 장점을 가진다. 271명의 6770개의 서명패턴으로 이루어진 데이터베이스를 대상으로 한 실험을 통하여 본 논문에서 제안된 방식을 사용한 경우, 1.17%의 EER(Equal Error Rate)를 보여 제안된 변환을 사용하지 않은 경우의 1.93%와 비교하여 성능이 현격하게 향상되었음을 보였다. 특히 위조서명에 대한 실험에서는 이 차이가 더욱 현저하여 본 논문에서 제안된 방식이 위조서명을 거부하는데 유용함을 보였다.

키워드 : 생체인증, 서명인식, 온라인 서명인증

Abstract An analysis model for the dynamics information of two-dimensional time-series patterns is described. In the proposed model, two novel transforms that visualize the dynamic characteristics are proposed. The first transform, referred to as speed equalization, reproduces a time-series pattern assuming a constant linear velocity to effectively model the temporal characteristics of the signing process. The second transform, referred to as velocity transform, maps the signal onto a horizontal vs. vertical velocity plane where the variation of the velocities over time is represented as a visible shape. With the transforms, the dynamic characteristics in the original signing process are reflected in the shape of the transformed patterns. An analysis in the context of these shapes then naturally results in an effective analysis of the dynamic characteristics. The proposed transform technique is applied to an online signature verification problem for evaluation. Experimenting on a large signature database, the performance evaluated in EER(Equal Error Rate) was improved to 1.17% compared to 1.93% of the traditional signature verification algorithm in which no transformed patterns are utilized. In the case of skilled forgery experiments, the improvement was more outstanding; it was demonstrated that the parameter set extracted from the transformed patterns was more discriminative in rejecting forgeries

Key words : Online Signature Verification, User Authentication

[†] 비회원 : 한국전자통신연구원 지능형로봇연구단 연구원
chisy@etri.re.kr
leejy@etri.re.kr
^{**} 비회원 : 한국전자통신연구원 콘텐츠보호연구팀 연구원
owg@etri.re.kr

^{***} 종신회원 : 고려대학교 컴퓨터학과 교수
chkim@cgvr.korea.ac.kr
논문접수 : 2005년 3월 29일
심사완료 : 2005년 5월 7일

1. 서론

제스처, 필기문자 인식 또는 서명과 같은 2차원 시계열 상의 패턴을 분석하기 위하여, 동적인 특성은 매우 중요한 역할을 한다. 특히 서명 인증 문제에서 위조자의 서명을 구별해 내야 하는 문제에서 동적인 특성은 매우 중요한 정보를 제공한다.

위조자가 서명을 할 경우, 대개는 그 모양을 비슷하게 하기 위해 주로 노력을 기울이며, 이에 따라 본인이 서명한 경우에 비하여 전체시간이 크게 길어진다거나, 특정한 지점에서 속도가 느려진다거나 하는 현상이 나타나게 된다. 이와 같이 위조자가 서명과정의 동적인 특성까지를 그대로 위조하기는 매우 곤란하다는 점에서 동적인 특성은 위조 서명을 가려내기[1,2] 위한 중요한 정보로 생각되어 왔다.

전자펜을 이용하여 획득된 서명정보에는 서명의 모양에 관한 정보와 더불어 서명과정에 포함된 동적인 정보가 함께 포함되어 있다. 그러나 동적인 특성에 관한 정보는 최종적으로 완성된 서명의 모양이 아니라 시계열 패턴(time series pattern)상에 함축되어 있는 정보이므로 일반적인 서명인식에서 사용하는 바와 같이 주로 모양을 분석하는 모델로는 인지가 곤란하다. 이와 같은 문제의 해결을 위하여 종래에는 위의 동적인 정보를 서명 시간이나 평균속도, 평균 가속도[2,3]와 같은 단순한 파라미터로 대표하도록 하는 방법이 주로 사용되어 왔다. 그러나 이와 같이 단순 파라미터화된 동적정보는 본래 가지고 있던 정보의 상당부분을 잃어버리게 되며, 그에 따라 당연히 분별력의 저하를 가져오게 된다는 약점을 가지고 있어, 보다 더 효율적인 동적인 특성의 분석 모델이 요구되고 있다.

신호처리나 패턴인식 분야에서, 원래의 신호를 다른 형태의 모양으로 변환하여 특정한 특성을 효과적으로 구별하는 것은 일반적인 방식이다[4]. 따라서 적당한 변환방식은 시계열 패턴 상의 동적인 특성을 분석하기 위한 효율적인 도구가 될 수 있다. 본 논문에서는, 2차원 시계열 패턴의 동적인 특성을 시각화하기 위한 두 가지 새로운 변환을 제안한다. 이러한 변환을 통하여 원래 패턴의 동적인 특성이 변환된 패턴에 반영되므로, 이것을 가지고 전통적인 모양의 분석 틀에 적용하면 자연스럽게 동적인 특성의 분석을 얻을 수 있다. 이러한 변환은 라인 서명인증 문제에 적용하여 이 방식의 효과를 나타내었다.

속도 평활화(speed equalization)로 불리는 첫 번째 변환은 일정한 속도로 진행되는 패턴을 만들어 낸다. 다시 말해, 변환된 패턴은 서명자가 일정한 속도로 서명할 때 어떻게 패턴이 변화되는가를 보여준다. 자연스럽게,

패턴은 서명과정에서의 동적인 특성을 반영한다. 원래 패턴의 속도가 빠르면 패턴의 길이가 짧아지고, 속도가 느리면 패턴의 길이가 길어진다. 변환 후에 비슷한 모양을 가지는 두 패턴의 결과는 그들의 동적인 특징들이 다르면 변환된 도메인에서 완전히 다른 형태의 결과를 가져와서 그들을 구별해 내는 아주 좋은 단서를 제공한다.

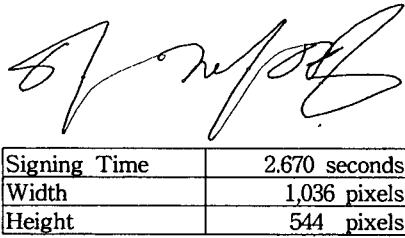
속도 변환(velocity transform)이라 일컫는 두 번째 변환은 더욱 의미가 있다. 각 샘플 점수에서 점열(point sequence)의 1차 도함수가 계산되고 v_x 축과 v_y 축 평면에 그려지고 여기서 v_x 와 v_y 는 각각 수평, 수직 속도를 나타낸다. 변환된 패턴은 시간에 따른 서명과정의 변화가 자연스럽게 나타난다.

제안된 변환의 장점은 원래의 패턴과 완전히 같은 형식으로 변환된 결과가 표현된다는 것이다. 따라서 원래의 패턴을 분석하는데 사용된 모든 분석 기술들이 그대로 적용될 수 있으며, 2차원 시계열 패턴의 동적인 특성을 위한 효율적인 분석 모델을 제공할 수 있다.

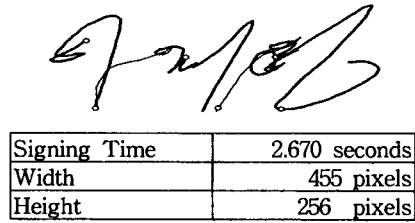
2. 속도 평활화(Speed Equalization)

일반적으로 패턴인식에서 가장 중요한 단계 중 하나는 동일한 클래스 내에서는 변화가 적으면서도 서로 다른 클래스 사이의 차이가 큰 안정적인 특징량을 찾아내는 것이다. 서명인식에서도 동일한 사람이 서로 다른 상황에서 서명을 하더라도 잘 변하지 않는 특징을 찾아내는 것은 매우 중요하다. 그러나 일반적으로 서명인식에 사용되는 많은 특징량들인 궤적의 길이, 속도, 상대적인 방향, 가로 대 세로의 비 등은 서명의 모양이 아니라 크기에 의해 큰 영향을 받게 된다. 특히 사람이 서명을 할 때 일반적으로 주어진 양식의 크기에 맞추는 경향이 있다는 점을 감안하면, 이러한 변동성은 인식에 있어 매우 불리한 점이다. 물론 이러한 변동성을 보정하기 위하여 대부분의 서명인식 알고리즘에서는 패턴을 정규화하는 방법을 사용하지만[1,2,5], 이러한 경우 분별력에 있어서도 좋지 않은 영향을 끼칠 수밖에 없다.

본 논문에서는 크기나, 가로 대 세로 비 등에 있어서의 변동에도 불구하고, 시간 도메인에서 보았을 때의 서명과정의 변화는 그리 크지 않다는 사실에 주목한다. 그림 1은 서명패턴의 한 예를 보여주고 있다. 그림에서 굵은 선은 전자 펜이 테이블위에 닿아 있을 때의 궤적을 나타내며, 가는 선은 전자 펜이 테이블에서 떨어져 있는 동안의 궤적을 나타낸다. 그림에 표시된 점들은 서명과정에서 매 0.5초가 지날 때마다의 위치를 표시하고 있다. 그림 1(a)의 서명의 폭과 높이는 그림 1(b)에 비하여 약 2.2배 더 크다. 그림에도 불구하고 실제 서명을



(a) 큰 크기의 서명



(b) 작은 크기의 서명

그림 1 서명패턴의 예

하는 데 걸린 시간은 거의 비슷함을 알 수 있다. 더욱이 크기에 있어서 매우 큰 차이가 있음에도 불구하고 0.5초가 지날 때 마다 표시한 점들의 위치는 양쪽의 패턴에서 상당히 유사함을 알 수 있다. 이러한 관찰로부터 하나의 서명 패턴을 만들어내는 무의식적인 인간근육의 궤도는 공간도메인에서 보다 시간 도메인에서 보다 더 안정적이라 생각할 수 있다.

속도 평활화는 기본적으로 이와 같은 시간 도메인에서의 서명의 패턴을 반영하는 변환방식으로, 서명패턴의 궤적 상에서의 선 속도가 일정하다는 가정 하에 서명패턴을 재구성하는 변환이다. 이 변환에 의하여 원래 서명자가 빠른 속도로 서명을 한 구간의 길이는 변환된 패턴에서는 짧아지게 되며, 반대로 느린 속도로 서명을 한 구간의 길이는 원래 패턴에 비하여 길어지게 된다. 이와 같은 방식에 의하여 변환된 결과는 결국 서명과정의 동적인 특성을 모양의 형태로 반영하게 되어, 동적인 특성을 분석하기 위한 근간이 된다.

구체적인 설명을 위하여 서명데이터 입력부에서 읽어 들인 서명의 시퀀스 C 는 2차원 벡터의 리스트 $C = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ 로 표현되며, 각 점 p_i 의 속성, 즉 x, y 좌표는 $p_{i(x)}, p_{i(y)}$ 와 같이 표현하기로 한다. 이때 각 점들은 동일한 시간간격으로 샘플링 되었다고 가정한다.

$$C = \{p_1, p_2, \dots, p_n\} \quad (1)$$

아래의 수식(2), (3)은 디지털 도메인에서 1차 도함수를 구하는 식[6]으로 궤적상의 각 점 p_i 에서의 수평, 수직방향의 1차 도함수 v_x 와 v_y 를 구한다.

$$v_x = (-p_{i+2}(x) + 8 \cdot p_{i+1}(x) - 8 \cdot p_{i-1}(x) + p_{i-2}(x)) / 12 \quad (2)$$

$$v_y = (-p_{i+2}(y) + 8 \cdot p_{i+1}(y) - 8 \cdot p_{i-1}(y) + p_{i-2}(y)) / 12 \quad (3)$$

위의 결과를 이용하여 점 p_i 에서의 궤적의 방향은 아래의 수학적식 (4)에 의하여 구할 수 있다.

$$\theta = \arctan\left(\frac{v_y}{v_x}\right) \quad (4)$$

입력서명패턴인 $C = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ 을 다음의 방식에 의하여 또 다른 2차원 벡터 리스트인 $S = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$ 으로 변환하는 처리를 수행한다. 위의 수식을 이용하여 변환된 2차원 벡터리스트 S 의 요소 s_i 는 아래의 수식 (5)에 의하여 구해지게 된다.

$$\begin{cases} s_i = p_i & i = 1, 2 \\ s_i = s_{i-1} + (p_i - p_{i-1}) & i = N-1, N \\ s_i = s_{i-1} + v \cdot \Delta t \cdot \theta & otherwise \end{cases} \quad (5)$$

여기서 v : 일정한 속도를 나타내는 상수

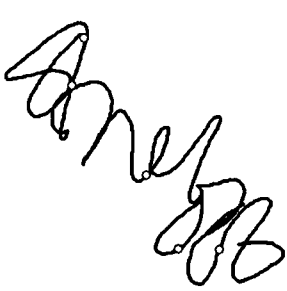
Δt : 샘플링 포인트 간의 시간간격

θ : 수식(4)에 의하여 구한 점 p_i 에서의 궤적의 방향인 θ 방향의 단위 벡터

위의 식 (5)에서 첫 번째와 두 번째 식은 시퀀스의 맨 처음과 맨 마지막에서 식 (2)와 (3)을 적용할 수 없는 경우에 대응하기 위한 것으로 현재의 점렬의 값을 그대로 적용하고, 그 이외의 s_i 는 세 번째 식을 이용하여 순차적으로 구해지게 된다. 이 식에서 v 는 일정한 속도를 나타내는 상수이며, Δt 는 샘플링 포인트 간의 시간 간격으로 샘플링을 수행한다는 가정에 의하여 역시 상수이다. 한편 θ 는 식 (4)에 의하여 구한 점 p_i 에서의 궤적의 방향인 θ 방향의 단위 벡터를 표현한 것으로 이와 같이 함으로써 변환된 패턴에서의 궤적은 원 패턴과 동일한 방향성을 가지나, 궤적의 길이는 속도가 상수인 관계로 그 궤적을 그린 시간에 비례하게 되어 원 패턴과는 전혀 다른 형태를 보이게 된다.

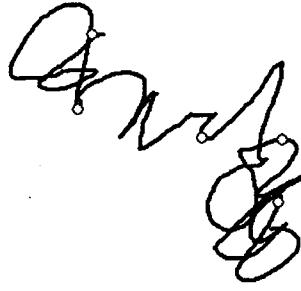
그림 2는 그림 1의 원래의 서명 패턴을 가지고 속도의 평활화를 수행한 결과를 비교해 보았다. 비록 원 패턴의 크기들이 현저하게 다르지만, 변환된 도메인에서는 형태는 물론이려니와 크기까지도 거의 비슷하다는 것을 알 수 있다. 반면에 그림 3은 위조서명으로 만들어진 두 패턴으로 모양은 원래의 서명과 매우 유사하다.

그러나 그림4에서 보여주는 변환된 도메인에서 보면 명백히 구별되는 것을 알 수 있다. 위조서명이 모양으로는 비슷하지만 동적인 특성은 전혀 다름을 의미하는 것으로 이와 같이 변환된 도메인에서 비교를 수행함으로



Width	297 pixels
Height	280 pixels

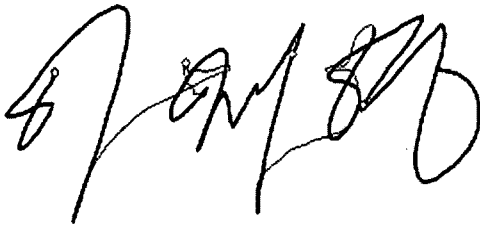
(a) 그림 1(a)의 변환된 패턴



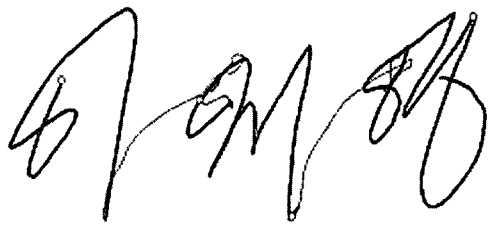
Width	256 pixels
Height	240 pixels

(b) 그림 1(b)의 변환된 패턴

그림 2 시간 평활화

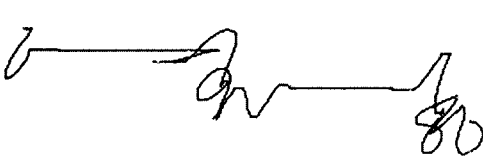


(a)

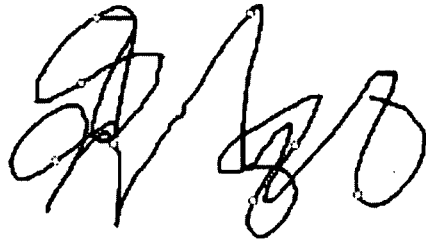


(b)

그림 3 그림 1의 위조된 서명의 예



(a) 그림 3(a)의 변환된 패턴



(b) 그림 3(b)의 변환된 패턴

그림 4 위조된 서명의 시간 평활화

써 위조서명을 보다 효율적으로 구별해 낼 수 있게 된다.

3. 속도 변환(Velocity Transform)

속도 변환(Velocity transform)은 서명패턴의 샘플 점의 좌표를 속도 도메인으로 변환하는 것으로 그 구체적인 내용은 입력서명 패턴 $C=(p_1, p_2, \dots, p_n)$ 를 다음 식 (6)에 따라 또 다른 2차원 벡터 리스트인 $V=(v_1, v_2, \dots, v_n)$ 로 변환하는 처리이다.

$$\begin{cases} v_i = v_3 & i=1, 2 \\ v_i = v_{N-2} & i=N-1, N \\ v_i = (v_x, v_y) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

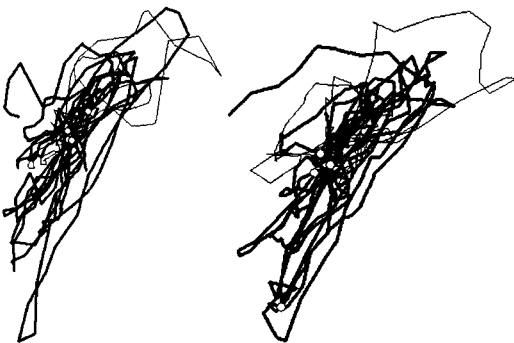
속도 평활화의 경우와 마찬가지로 위의 식(6)의 첫 번째와 두 번째 식은 시퀀스의 처음과 끝 부분을 처리하기 위한 것으로, 머리 부분에 나타나는 v_1 과 v_2 는 처음으로 식 (2), (3)의 적용이 가능해지는 v_3 과 동일한 값을 부여하며, 끝 부분의 v_{N-1}, v_N 에 대해서는 마지막으로 식 (2), (3)의 적용이 가능했던 v_{N-2} 의 값을 그대로 적용한다. 그 이외의 점들은 식(6)의 세 번째 식에 의하여 수평, 수직 방향의 속도, 즉 식 (2), (3)에 의하여 v_{xi}, v_{yi} 의 값으로 변환되게 된다. 속도 평활화와는 달리 속도변환은 크기에 영향을 받게 되므로, 이러한 요인을 상쇄하기 위하여 원래의 패턴을 정규화 하여 수행

하며, 잡음제거를 위하여 변환 후 저 대역필터(low pass filter)를 적용한다.

이와 같이 변환된 시퀀스 V 는 서명과정의 동적인 특성을 모양으로 나타낸다. 예를 들어 시퀀스 V 의 넓이는 원 패턴에 대한 중심으로부터 평균속도에 대하여 얼마나 수평방향으로의 속도가 변화되었는가를 나타낸다. 그림 5는 그림 1의 패턴에 대한 속도변환 패턴을 보여주고 그림 6은 위조 서명의 패턴인 그림 3에 대한 속도변환의 패턴을 보여준다. 그림 5와 그림 6을 비교해볼 때 속도 평활화와 마찬가지로 원래 패턴은 상당히 유사했던 두 개의 패턴이 변환된 도메인에서는 모양이 크게 다름을 알 수 있다. 따라서 변환된 도메인에서 서명인증을 수행할 경우 위조서명의 효율적인 구별이 가능해진다.



(a) 그림 1(a)의 변환된 패턴 (b) 그림 1(b)의 변환된 패턴
그림 5 속도변환



(a) 그림 3(a)의 변환된 패턴 (b) 그림 3(b)의 변환된 패턴
그림 6 위조서명 패턴의 속도변환의 예

4. 변환방식의 유효성 검증을 위한 실험 시스템

위의 2장 및 3장에서는 본 논문에서 제안한 속도 평활화 및 속도 변환의 두 가지 변환방법에 대한 구체적인 설명 및 이러한 변환을 수행한 결과 위조서명을 쉽게 구분할 수 있게 됨을 보였다. 그러나 이러한 방식이

구체적인 서명인식에 적용되었을 때 얼마나 효과가 있을 것인지에 관해서는 구체적인 서명인식 알고리즘에 적용하여 평가해 볼 필요가 있다. 이 장에서는 제안한 변환방식의 유용성을 입증하기 위하여 사용될 서명인식 방법 및 구체적인 인식실험 방법에 대하여 설명하고자 한다.

본 논문에서 제안한 변환방식의 가장 큰 장점 중 하나는 두 변환방식의 결과가 모두 본래의 서명패턴과 완전히 동일한 점열(point series)로 표현된다는 점이다. 변환결과가 본래의 패턴과 동일한 형식을 가진다는 것은, 기존의 다양한 서명인식 알고리즘이 그대로 변환된 패턴에도 적용이 가능함을 의미하므로, 제안한 변환방식의 유용성을 높여주는 것이라 할 수 있다.

여기서는 제안된 변환방식의 효과를 검증할 서명인식 알고리즘으로 가장 널리 사용되고 있을 뿐 아니라 구현이 비교적 단순한 Global Parameter에 의한 서명인식 방식[7-11]을 사용하기로 한다. Global Parameter 방식은 특히 정적인 파라미터와 동적인 파라미터를 명확히 구별할 수 있어 제안한 변환을 이용하여 서명패턴의 동적인 특성을 보다 명료하게 분석할 수 있다는 사실을 확인하기에 적합한 것으로 판단했다.

Global Parameter에 의한 서명인식방법은 서명패턴 전체를 미리 정해진 Parameter의 집합(특징벡터)으로 표현하여, 그 특징벡터가 얼마나 잘 일치하는 가를 가지고 서명을 인식하는 방법을 말한다. 이 방식의 알고리즘을 설계에 있어서는, 두 가지 중요한 결정이 필요하게 되는데, 하나는 어떠한 파라미터들을 선택할 것인가 하는 점이고, 다른 하나는 파라미터들의 유사성과 차이점들을 효율적으로 분류할 수 있는 분류기의 설계에 관한 것이다[8,12,13]. 이 중 후자는 각각 등록 및 입력서명에서 추출된 특징벡터 간의 차를 구함으로써 얻어지는 차이벡터를 본인서명과 위조서명이라는 두 가지 클래스로 분류하는 비교적 단순한 분류 문제이므로, 구현이 쉽고 널리 사용되는 인공신경망을 사용했다[17].

이에 반하여 전자의 파라미터 선정의 문제는 좀 더 신중한 접근이 요구된다. 이 단계에서 얼마나 유용한 파라미터를 특징으로 선택하는 가는 그대로 인식 알고리즘의 성능 및 특성을 규정하는 요인이 되기 때문이다. 다만 본 논문의 목적은 뛰어난 서명인식 알고리즘을 새로이 제안하는 것 보다는, 본 논문에서 제안한 변환 방법이 서명인식에 있어 얼마나 효과를 보일 수 있는 가를 검증하는 데 있다. 여기서는 이러한 점에 유의하여 성격적으로 상이한 파라미터의 조합을 통하여 여러 가지 인증 모델을 구축하였다.

지금까지 보고 된 많은 서명인식 알고리즘에서는 각 기 인식에 유용한 것으로 판단되는 다양한 파라미터가

표 1 특징벡터 파라미터 리스트

Total Signing Time	서명을 하는데 걸린 전체시간
Pen Down Duration	Pen이 Tablet과 접촉되어 있던 구간이 차지하는 시간
Number of PenUps	서명과정 중 펜을 들어 올린 횟수
Positive vx Duration	수평속도가 양의 값을 가지는 구간이 차지하는 시간
Negative vx Duration	수평속도가 음의 값을 가지는 구간이 차지하는 시간
Positive vy Duration	수직속도가 양의 값을 가지는 구간이 차지하는 시간
Negative vy Duration	수직속도가 음의 값을 가지는 구간이 차지하는 시간
X Velocity	평균 수평 속도
Y Velocity	평균 수직 속도
Aspect Ratio	높이와 너비의 비율
Upper to Lower Ratio	무게중심의 위쪽에 존재하는 sample point와 아래쪽에 존재하는 sample point 수의 비율
Left to Right Ratio	무게중심의 왼쪽에 존재하는 sample point와 오른쪽에 존재하는 sample point 수의 비율
Center Cross	서명의 궤적이 무게중심을 지나는 수평선과 교차하는 횟수
IM1	Invariant Moment #1
IM2	Invariant Moment #2
IM3	Invariant Moment #3
IM4	Invariant Moment #4
IM5	Invariant Moment #5
IM6	Invariant Moment #6
IM7	Invariant Moment #7
Direction Histogram	각 점에 있어서의 방향의 히스토그램(number of bins = 8)
Radial Histogram	방사형의 sample point의 분포 히스토그램(number of bins = 16)

제안되어 왔다[2,3,16,18,19]. 본 논문에서 제안하는 변환 방식은 특히 동적인 특성의 분석을 목적으로 하는 것이므로, 이들 파라미터들을 정적인 특성을 가진 것과 동적인 특성을 가진 것으로 분류하여 표 1과 같은 파라미터 리스트를 정리하였다. 표 1에 보인 파라미터들은 그 성격에 따라 다음과 같이 세 분류로 나뉘어 진다.

1. 변환불변 파라미터(Transform Invariant Parameters): 제안된 변환을 수행해도 그 값이 변하지 않는다.
2. 정적 파라미터(Static Parameters): 패턴의 정적 모양의 특징을 나타낸다.
3. 동적 파라미터(Dynamic Parameters): 서명과정의 동적인 특성들을 나타낸다.

위의 각 클래스에 속하는 특징 파라미터만을 모아 생성한 특징벡터를 각각 **I**, **S**, **D**로 표시하기로 한다. 한편, 위에서도 언급한 바와 같이, 변환된 패턴들은 원 패턴과 완전하게 동일한 포맷에 의하여 표현되므로, 동일한 특징추출 모듈을 사용하여 변환된 패턴에 대한 특징벡터도 추출할 수 있다. 이와 같이 원 패턴, 속도 평활화 그리고 속도 변환 패턴으로부터 추출된 특징 벡터들을 각기 다음과 같이 $\{I, S_0, D_0\}$, $\{I, S_s, D_s\}$, $\{I, S_v, D_v\}$ 와 같이 표현하기로 한다. 여기서 첨자인 O, S, V는 각각 원 패턴, 속도 평활화된 패턴 과 속도 변환된 패턴으로부터 추출된 특징벡터 임을 나타낸다.

제안된 변환방법이 인식시스템의 성능에 어떠한 영향

을 미치는가를 평가하기 위하여 앞에서 언급한 파라미터들을 서로 다른 조합으로 사용하여 다음의 12가지 인증모델을 구축하였다. 우선 변환된 패턴이 없는 전통적인 방식을 이용함으로써, 특징 벡터 $T_0 = I \oplus S_0 \oplus D_0$ 의 인증 모델을 구현하였다. (여기서 기호 \oplus 는 벡터 연결 기호로 두 벡터들을 연결하여 원래의 두 벡터들의 합을 갖는 새로운 벡터를 형성한다, 다시 말해, 만약 벡터 $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ 와 벡터 $B = \{b_1, b_2, \dots, b_n\}$ 가 주어지면, $A \oplus B = \{a_1, a_2, \dots, a_n, b_1, b_2, \dots, b_n\}$ 이다. 마찬가지로, 동일한 특징 벡터들이 시간 평활화 패턴과 속도 변환 패턴의 변환된 패턴들로부터 추출되면 각각 $T_s = I \oplus S_s \oplus D_s$ 과 $T_v = I \oplus S_v \oplus D_v$ 을 형성한다. 이러한 모델을 T-O, T-S 그리고 T-V로 각각 표기하기로 한다. 'T'는 그 이름이 말하듯 표 1의 파라미터 리스트 내에 있는 모든 파라미터들을 이용하고 있음을 나타내며, 기호 'O', 'S' 그리고 'V'는 파라미터 추출을 위하여 사용된 패턴이 원 패턴인지, 속도 평활화된 패턴인지, 속도 변환된 패턴인지를 나타낸다. 또한 이러한 파라미터들을 조합함으로써 T-OS, T-OV 그리고 T-OSV 모델들을 만들 수 있다.

한편, 변환방식이 동적인 특성의 분석에 유용하다는 점을 실험적으로 증명하기 위하여 파라미터 리스트 중 정적인 파라미터만을 사용한 유사한 모델들을 구현하여 이를 S-* 모델과 같이 표기하였다. 원 패턴에 대하여 S_0 가 그대로 S-O 모델을 구성하는 특징 벡터로 사용된

표 2 검증 모델

Name	Pa-rameters	Source Pattern	Feature Vector
T-O	All	Original	$I \oplus D_0 \oplus S_0$
T-S		Speed Equalized	$I \oplus D_s \oplus S_s$
T-V		Velocity Transformed	$I \oplus D_v \oplus S_v$
T-OS		Original + Speed Equalized	$I \oplus D_0 \oplus S_0 \oplus D_s \oplus S_s$
T-OV		Original + Velocity Transformed	$I \oplus D_0 \oplus S_0 \oplus D_v \oplus S_v$
T-OSV		Original + Speed Equalized + Velocity Transformed	$I \oplus D_0 \oplus S_0 \oplus D_s \oplus S_s \oplus D_v \oplus S_v$
S-O	Static Parameter	Original	S_0
S-S		Speed Equalized	S_s
S-V		Velocity Transformed	S_v
S-OS		Original + Speed Equalized	$S_0 \oplus S_s$
S-OV		Original + Velocity Transformed	$S_0 \oplus S_v$
S-OSV		Original + Speed Equalized + Velocity Transformed	$S_0 \oplus S_s \oplus S_v$

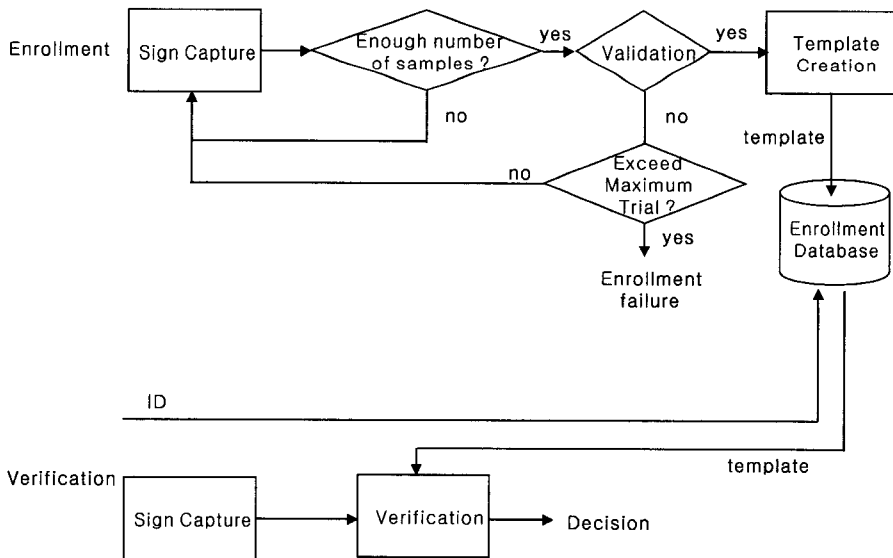


그림 7 실험적인 시스템 모델

다. 그리고 S_s 와 S_v 는 S-S and S-V 모델을 이루는 특징벡터로 사용되며, T-* 모델과 동일한 조합모델 S-OS, S-OV 와 S-OSV를 구현하여 모두 12가지의 인증 모델을 고안하여, 이를 표 2에 요약하였다.

위와 같은 인증모델에 기반 하여 각 모델의 특징벡터를 이용, 그림 7과 같은 실험시스템을 구현한다. 시스템은 등록부와 인증부의 두 부분으로 구성되는데, 여기서 등록이란 새로운 사용자의 서명 특징을 추출하여 템플릿으로 만드는 단계를 말한다. 본 실험시스템에서는 신뢰할 수 있는 템플릿을 구성하기 위하여 적어도 5개의

샘플을 이용하도록 설계되었다. 초기에 주어진 5개의 서명샘플은 서로 간의 인증을 통하여 샘플의 신뢰성을 평가 받게 된다. 즉, 5개의 샘플 C_1 to C_5 가 주어졌을 때, 특징 추출 모듈에서 추출한 대응되는 특징벡터 F_1 에서 F_5 까지를 추출하고, 이들의 가능한 모든 조합(F_1+F_2 , F_1+F_3 , ..., F_4+F_5)에 대하여 인증을 수행한다. 이때 이 인증의 결과가 모두 미리 정해진 임계값보다 크면 인증은 성공적이었다고 판정하고 아래 식 (8)과 같이 5개의 벡터를 평균함으로써 템플릿 F_T 를 얻게 된다.

$$FT = \frac{\sum_{i=1}^5 F_i}{5} \quad (8)$$

반면에 하나의 조합이라도 실패한 경우, 각 패턴에 대한 매칭 점수(각 패턴은 4개의 매칭 연산자와 관련이 있다)를 더하여 점수의 합이 가장 적은 패턴은 버리고 새로운 패턴을 추가하여 위의 절차를 반복하게 된다.

인식과정은 주어진 서명 패턴이 등록되어 있는 특정한 템플릿과 동일인의 서명인가를 확인하는 과정으로, 그림 7의 아래 부분에 해당한다. 특정한 ID와 서명패턴이 주어지면, 인식도들은 주어진 ID에 기반 하여 등록 데이터베이스로부터 읽어 온 해당 템플릿과 입력 서명 패턴에서 추출된 특징벡터와의 차이벡터를 산출하게 되고, 이 차이벡터를 인공신경망을 이용하여 구현한 분류기로 분류함으로써 최종적인 인식결과를 얻게 된다.

5. 실험 및 고찰

5.1 실험 데이터

인식실험을 위한 데이터로는 영국의 Kent 대학에서 제공한 대용량의 서명 데이터베이스를 이용했다[3]. Kent 대학의 데이터베이스는 실험실 환경에서 수집된 일반적인 데이터베이스와 달리 편의점 등 일상적인 환경에 설치된 입력장치를 이용하여 수 개월에 걸쳐 수집된 것으로 훨씬 현실성이 높은 데이터로 이루어져 있다.

본래의 데이터베이스는 359명의 7428개의 패턴으로 구성되어 있지만, 수집환경이 일반적인 편의점이었고, 오랜 기간에 걸쳐 수집된 관계로 각 개인별 sample수는 2개에서 79개까지 제 각각이다. 본 논문에서는 이 중에서 개인당 sample의 수가 10개 이상인 271명의 6790 패턴을 대상으로 실험을 수행하였다. 인식실험에서는 개인당 3개의 샘플을 최종 분류기의 신경망 학습을 위하여 사용하였으며, 개인당 7개의 샘플을 등록용으로 사용하였다. 이상 개인당 10개의 샘플을 제외한 나머지 4080개의 샘플을 테스트를 위한 데이터로 사용하였다.

5.2 타인서명(Random Forgery)에 대한 실험결과

일반적으로 서명인식에서의 위조는 타인서명(Random Forgery) 및 고의위조(Skilled Forgery)로 크게 나누어진다[14,15]. 서명은 일반적으로 본인의 이름에 기반한 패턴을 사용하는 경우가 많기 때문에 타인서명과 구분은 비교적 쉬운 편이라 할 수 있다. 그러나 일정 수 이상의 사용자가 있는 경우, 당연히 그 중에는 닮은 서명도 존재하기 마련이며, 이러한 경우에는 각자 본인의 서명을 사용하므로 서명 자체가 자연스러워 오히려 구별하기 어려운 경우도 발생하게 된다. 반면에 고의위조는 특정인의 서명을 고의적으로 흉내 낸 경우를 말하는 것으로, 어느 정도 연습을 거치면 모양만으로는 사실상

구별이 어려운 만큼 비슷한 경우도 많다.

타인서명의 실험을 위해서는 271명의 개인서명을 미리 정해진 7개의 샘플들을 사용하는 12개의 실험시스템에 등록시킨 후, 등록 및 학습에 사용된 개인별 10개의 샘플을 제외한 나머지 4,080 샘플을 테스트 샘플로 이용하였다. 각 테스트 샘플은 시스템에 등록된 271명과 비교되었으며 이렇게 하여 동일인 서명에 대하여 4,080개의 매칭스코어, 위조서명에 대하여 1,101,600개의 매칭스코어가 얻어졌다. 그림 8은 인식결과에 대한 error-trade-off 곡선이다. 그림 8에서 보듯이 타인 수리율 FAR(false acceptance rate)과 본인 거부율 FRR(false rejection rate)이 임계값에 따라 변하게 되는데, 일반적으로, 알고리즘의 성능은 그림에서 FAR과 FRR이 일치할 때의 에러율 EER (equal error rate)으로 평가한다. 그림에서 본 바와 같이 변환방식을 함께 사용한 T-OSV 모델이 원 패턴만을 사용한 T-O 모델에 비하여 임계치의 전 영역에서 우수한 성능을 보이고 있음을 알 수 있다.

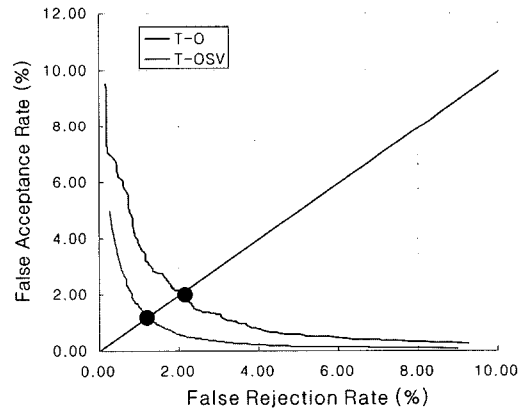


그림 8 T-O와 T-OSV 모델에 대한 Error Trade-off Curve 곡선

표 3에는 타인서명에 대한 12개 모델의 EER(equal error rate)을 보였다. 변환된 패턴을 사용하지 않는 전통적인 방법인 첫 번째 모델의 EER은 1.93%인 반면, T-S와 T-V 모델은 각각 2.11%과 3.00%의 EER을 보이고 있다. 사용자는 일반적으로 서명과정보다는 최종적인 서명패턴에 있어서의 일관성을 유지하려 하는 경향이 있으므로 원 패턴에 대한 EER이 변환된 패턴의 EER에 비해 우수한 것은 예측할 수 있는 결과이다.

그럼에도 불구하고, T-OS 및 T-OV 모델이 T-O 모델에 비하여 향상된 결과를 보여주고 있다는 사실은 변환된 패턴에 원래의 패턴에는 나타나지 않는 정보가

표 3 타인서명에 대한 Equal Error Rates

Model	T-O	T-S	T-V	T-OS	T-OV	T-OSV
EER(%)	1.93	2.11	3.00	1.40	1.61	1.17
Model	S-O	S-S	S-V	S-OS	S-OV	S-OSV
EER(%)	3.11	2.57	4.97	1.66	2.14	1.37

표 4 고의 위조에 대한 Equal Error Rates

Model	T-O	T-S	T-V	T-OS	T-OV	T-OSV
EER(%)	3.03	2.00	2.11	2.80	2.43	2.34
Model	S-O	S-S	S-V	S-OS	S-OV	S-OSV
EER(%)	13.15	3.41	4.25	3.99	5.75	3.17

포함되어 있음을 알려주고 있다. 더욱이, 가능한 모든 정보를 통합한 T-OSV 모델에서는 EER이 1.17%로 낮아져 T-O 모델에 비하여 39%의 성능향상을 가져왔다.

S-* 모델에서도 동일한 경향이 관찰되는데, 다만 여기서는 S-O 모델보다 오히려 S-S모델의 EER이 더 낮은 것을 알 수 있다. S-* 모델에서도 T-O 모델과 마찬가지로 원 패턴과 변환된 패턴의 파라미터들을 혼합함으로써 더 좋은 결과를 얻을 수 있음을 알 수 있다. S-OSV모델의 경우 EER은 1.37%로 S-O모델에 비하여 무려 56%의 성능향상을 확인할 수 있었다.

여기서, T-O 모델과 S-OSV 모델을 비교하는 것은 매우 중요한 의미를 갖는다. T-O 모델은 동적인 특성을 파라미터의 원형으로 고려하는 전통적인 방식인 반면 S-OSV는 정적인 파라미터만을 이용하지만 패턴변환을 통하여 동적인 특성을 모양에 반영하는 본 논문의 특징을 보여주기 때문이다. 위의 표에서 보듯이 S-OSV 모델의 EER은 1.37%로 T-O 모델의 EER 1.93%와 비교하여 29%가 향상됨을 알 수 있다. S-* 모델이 파라미터 리스트 중 적은 수의 파라미터만을 사용하는 것을 고려할 때 29%의 성능향상을 가져온 결과를 볼 때, 이는 변환된 패턴을 이용하는 것이 전통적인 방식과 비교할 때 동적 특성의 분석에 훨씬 효과적인 모델임을 보여주고 있다.

5.3 고의위조에 대한 실험결과

비록 Kent 대학의 데이터베이스가 잘 만들어진 데이터 집합이지만, 서명인증 평가에 중요한 고의위조 샘플들이 포함되어 있지 않다. 실험을 위하여 5명의 자원자에게 가능한 유사하게 등록된 서명을 흉내 내라고 부탁하였다. Kent 대학의 데이터베이스의 크기가 너무 크기 때문에 각 지원자가 271명의 모든 위조 샘플들을 만들어 내기는 곤란하므로, 그 중에서 쉽게 흉내 낼 수 있는 것을 선택하여 위조하는 방법으로 2,000개의 고의위조 서명 샘플을 수집하였다.

표 4는 이들 고의위조 데이터를 대상으로 한 12개 실험

시스템의 EER을 보여주고 있다. 예상대로 원래의 패턴에 대하여 정적인 파라미터만을 고려한 S-O 모델의 결과가 EER 13.15%로 가장 높았다. 이와 같은 결과는 고의위조 서명은 모양만으로는 구별해 내기가 매우 곤란하다는 점을 보여주고 있다. 특히 고의위조 서명에 대해서는 원 패턴에 대한 *-O 모델보다 속도 평활화 패턴에 대한 *-S 모델 및 속도변환 패턴에 대한 *-V 모델이 더 우수한 성능을 보이고 있음은 주목할 점이다.

위에서 언급한 바와 같이 사용자는 자신의 서명의 모양이 일관되게 유지하려는 경향이 있다. 다시 말해 한 개인의 서명 간의 차이(intra-class variance)를 고려할 경우, 동적인 파라미터 보다는 정적인 파라미터에서 그 차이가 더 적다는 뜻이다. 이것은 정적인 모양에서 일반적으로 큰 차이를 보이는 타인서명의 경우에는 정적인 파라미터를 이용한 인식이 유용하다는 것을 의미한다. 그러나 고의위조의 경우는 위조자가 본래 서명을 가능한 가깝게 흉내 내려 노력하기 때문에 정적인 패턴에 대한 차이가 매우 작아지는 경향을 보인다. 이러한 이유로 고의위조 서명을 구별해 내기 위해서는 동적인 특성이 필수적인 중요성을 가지게 되는 것이다.

물론 전통적인 방식인 T-O model 또한 전체 서명시간, 평균속도와 같은 동적인 특성을 가지는 파라미터에 의하여 동적인 특성을 고려한다. S-O 모델에서 13.15% 이던 EER이 T-O 모델에서는 3.03%로 향상된 것으로도 이와 같은 동적인 파라미터들이 고의위조 서명을 구분해 내는 데 중요한 역할을 하고 있음을 알 수 있다. 그러나 본 논문에서 제안한 변환방식을 적용한 경우에는 T-S 모델에 대하여 2.00% 그리고 T-V 모델에 대하여 2.11%로 훨씬 우수한 결과가 얻어지고 있어, 동적인 특성의 분석에 있어 제안한 변환방식이 보다 효율적임을 보여주고 있다. 더욱이 이러한 결과들은 T-OS, T-OV 또는 T-OSV와 같은 조합 모델과 비교해도 오히려 더 좋은 결과로, 고의위조서명의 경우에는 원 패턴에 대한 정적인 특성의 정보가 인식에 오히려 안 좋은

영향을 끼치고 있음을 알 수 있다.

S-* 모델에 대해서도 동일한 경향이 관찰되었다. S-* 모델의 경우 S-S 그리고 S-V 모델들이 S-O 모델보다 훨씬 우수한 결과를 보였다. 동일한 파라미터 집합을 속도 평활화 패턴으로부터 추출한 S-S 모델의 경우, EER은 3.41%로 S-O 모델의 13.15%에 비하여 훨씬 우수한 성능을 보이고 있다. S-V 모델의 경우도 EER은 4.25%로 감소되었으며, S-O 모델보다 훨씬 뛰어난 성능을 보이고 있다. 조합 모델의 경우는, 그 결과들이 S-O 모델에 의하여 강한 영향을 받음을 알 수 있다. S-OS와 S-OV 모델들의 EER은 S-S 모델보다도 오히려 더 나쁜 결과를 보이고 있으며, S-OSV 모델만이 3.17%의 EER로 S-S 모델의 3.41%보다 약간 상승된 결과를 보여주고 있다.

6. 결론

전자펜(tablet digitizer)으로 입력받은 서명과 같은 이차원 시계열 패턴을 분석함에 있어 동적인 특성들은 중요한 정보가 된다. 특히, 정적인 특성 안에서 개인 간의 차이가 무시될 수 있는 전문 위조의 경우에 동적인 특성의 효율적인 분석은 성능향상을 이루기 위하여 없어서는 안 될 필수적인 사항이다. 과거에 보고된 논문들에서, 동적인 정보가 평균 속도나 평균 가속도 같은 단순한 파라미터로 고려되어왔지만, 제한된 성능향상을 이루었다.

본 논문에서는 서명과정에서 동적인 특성들을 시각화하는 수단으로 속도 평활화와 속도 변환의 두 개의 새로운 변환을 제안하였다. 변환된 도메인에서 시각화된 동적 정보에 의해서 모양의 분석을 함으로 동적인 특성들을 분석하는 결과를 자연스럽게 가져올 수 있다.

제한된 분석 모델을 온 라인 서명 인증 응용에 적용하였다. 비교를 위하여 다양한 파라미터의 조합을 갖는 12개의 시스템을 구현하였고 271명의 사람들로부터 6,790 샘플의 대 용량의 데이터베이스로 실험을 하였다. 임의 위조의 경우에, 원래의 패턴만을 사용한 T-O 모델에 대하여 EER은 1.93%가 나왔다. 그러나 T-OSV 모델에 원래의 패턴과 변환된 패턴의 파라미터들의 정보가 다 사용되면 EER은 1.17%로 낮아진다. 비록 모델이 정적인 특성으로 이루어 졌어도 단순히 변환된 패턴을 통하여 동적인 특성으로 바뀌어 지면 S-OSV 모델이 점수가 1.37%인 것은, T-O 모델에 비하여 상당히 향상된 것이다.

전문 위조의 경우 변환의 효과는 훨씬 효과적이다. 변환된 패턴들에서 추출된 파라미터를 갖는 T-S와 T-V 모델은, EER이 각각 2.00%와 2.11%로 나타났고 T-O 모델에서는 3.03%가 나타났다. 전문 위조의 경우 개인

간의 서명패턴의 차이는 매우 적다. 따라서 성능의 향상은 동적 특성의 효과적인 분석에 의하여 영향을 받는다. 이러한 실험결과로부터 변환된 패턴을 사용하는 동적인 특성의 분석이 전통적인 방식의 성능보다 훨씬 좋은 결과를 나타냄을 보았다.

참고 문헌

- [1] R. Kashi, J. Hu, W.L. Nelson, W. Turin.: A Hidden Markov Model Approach to online handwritten signature verification. *International Journal on Document Analysis & Recognition*, vol. 1, no. 2, (1998) 102-109.
- [2] W. S. Wijesoma, M. Mingming, E. Sung.: Selecting Optimal Personalized Features for On-line Signature Verification Using GA. in *Proc. SMC 2000*, vol. 4, (2000) 2740-2745.
- [3] M.C. Fairhurst, S. Ng.: Management of access through biometric control: A case study based on automatic signature verification. *Universal Access in the Information Society*, vol. 1, no. 1, 2001 (31-39).
- [4] R. C. Gonzalez, P. Wintz. :*Digital Image Processing*. Addison-Wesley Publishing Company, Inc., (1977) 78-87.
- [5] T. Wessels and C.W.Omlin.: A Hybrid System for Signature Verification. in *Proc. IJCNN 2000*, vol. 5, (2000) 509-514.
- [6] R.L. Burden, J. D. Faires. :*Numerical Analysis*. 5th ed., International Thomson Publishing, (1993) 57-168.
- [7] M.C.Fairhurst.: *Signature Verification Revisited: promoting practical exploitation of biometric technology*. *Electronics & Communication Engineering Journal*, vol. 9, no. 6, (1997) 273-280.
- [8] R. Plamondon and G. Lorette. :*Automatic Signature Verification and Writer Identification The State of the Art*. *Pattern Recognition*, Vol. 22, No. 2, (1989) 107-131.
- [9] F. Leclerc, R. Plamondon.: *Automatic Signature Verification: The State of the Art 1989-1993*. *International Journal of Pattern Recognition & Artificial Intelligence*, vol. 8, no. 3, (1994) 634-660.
- [10] R. Plamondon, S. Srihari. :*On-Line and Off-Line Handwriting Recognition: A Comprehensive Survey*. *IEEE Trans. Pattern Analysis & Machine Intelligence*, vol. 22, no. 1, (2000) 63-84.
- [11] K. Huang and H. Yan. :*Off-Line Signature Verification based on Geometric Feature Extraction and Neural Network Classification*. *Pattern Recognition*, vol. 30, no. 1, (1997) 9-17.
- [12] R. Martens, L. Classen.: Incorporating local consistency information into the online signature verification process. *International Journal on Document Analysis & Recognition*, vol. 1, no. 2,

(1998) 110-115.

[13] J. Ribeiro and G. Vasconcelos.: Off-Line Signature Verification Using an Auto-associator Cascade-Correlation Architecture. in Proc. International Joint Conference on Neural Networks, vol. 4, (1999) 2882-2886.

[14] A. El-Yacoubi, E. J. R. Justino, R. Sabourin, F. Bortolizzi.: Off-Line Signature Verification Using HMMs and Cross-Validation. Proc. Signal Processing Society Workshop 2000, vol. 2. (2000) 859-868.

[15] E. J. R. Justino, F. Bortolozzi, R. Babourin.: Off-line Signature Verification Using HMM for Random, Simple and Skilled Forgeries. Proc. 6th International Conf. on Document Analysis and Recognition, (2001) 1031-1034.

[16] R. Sabourin, G. Genest and F. J. Preteux.: Off-Line Signature Verification by Local Granulometric Size Distributions. IEEE Trans. Pattern Analysis & Machine Intelligence, vol. 19, No. 9. (1997) 976-988.

[17] V. Kecman.: Learning and Soft Computing. The MIT Press. (2001) 255-312.

[18] K. Zhang, I. Pratikakis, J. Cornelis and E. Nyssen.: Using Landmarks to Establish a Point-to-Point Correspondence between Signatures. Pattern Analysis & Applications, vol. 3, no. 1, (2000) 69-74.

[19] G. V. Kiran, R. S. Kunte, S. Samuel.: On-Line Signature Verification System Using Probabilistic Feature Modeling. Proc. 6th International Symposium on Signal Processing and its Applications, vol. 1. (2001) 355-358.



오 원 군

1979년 충북대학교 전기공학과 학사
1981년 영남대학교 전기공학과 석사
1988년 일본 오사카대학 공학 박사. 1988년~현재 한국전자통신연구원 콘텐츠보호연구팀 책임연구원. 관심분야는 컴퓨터 비전, 영상처리, 패턴인식 등



김 창 현

1981년 9월~1989년 3월 한국과학기술원 시스템 공학연구소 선임연구원. 1993년 3월 University of Tsukuba 전산학 박사
1993년 2월~1995년 2월 한국과학기술원 시스템 공학연구소 책임연구원. 1995년 3월~현재 고려대학교 컴퓨터학과 교수
2001년 1월~현재 컴퓨터그래픽스학회 수석부회장. 2001년 2월~현재 정보과학회 SIGCG위원장



지 수 영

1986년 충북대학교 컴퓨터학과 학사
1988년 충북대학교 컴퓨터학과 석사
1997년 고려대학교 컴퓨터학과 박사수료
1991년~현재 한국전자통신연구원 인간로봇상호작용연구팀 선임연구원. 관심분야는 HRI, 컴퓨터비전, 패턴인식, 생체인

식 등



이 재 연

1984년 서울대학교 제어계측공학과 학사
1986년 KAIST 전기 및 전자공학과 석사. 1996년 일본 東海(Tokai)대학 광공학 박사. 1986년~현재 한국전자통신연구원 인간로봇상호작용연구팀 책임연구원
관심분야는 컴퓨터비전, 생체인식, HRI

등