

# 변곡점과 필자고유특징을 이용한 온라인 서명 인증

손기형<sup>†</sup>, 박재현<sup>\*\*</sup>, 차의영<sup>\*\*\*</sup>

## 요 약

본 논문에서는 기존의 서명 비교방법인 픽셀비교 (point-to-point) 방식과 부분비교(segment-to-segment) 방식의 단점을 보완한 효율적인 온라인 서명 인증 방법을 제안한다. 기존의 연구에서는 각각의 비교 방식에 알맞은 특징들이 추출되어서 서명 인증 시스템이 구현되어 있었다. 본 논문에서는 두 비교 방식의 장점을 결합하였다. 제안된 기법은 서명의 궤적방향이 변화되는 지점인 변곡점을 이용해서 서명을 비교하고, 학습을 통하여 진서명간의 유사도는 높이고 진서명과 위조서명간의 상이도를 높이는 필자고유특징을 찾아낸다. 본 논문에서 제안된 방식을 사용한 경우, 필자고유특징을 사용하지 않는 경우와 비교해서 서명 인증율이 96.33%로 향상되었다.

## Online Signature Verification using Extreme Points and Writer-dependent Features

Ki-Hyoung Son<sup>†</sup>, Jae-Hyun Park<sup>\*\*</sup>, Eui-Young Cha<sup>\*\*\*</sup>

## ABSTRACT

This paper presents a new system for online signature verification, approaching for finding gaps between a point-to-point matching and a segment-to-segment matching. Each matching algorithm has been separately used in previous studies. Various features with respect to each matching algorithm have been extracted for solving two-class classification problem. We combined advantages of the two algorithms to implement an efficient system for online signature verification. In the proposed method, extreme points are used to extract writer-dependent features. In addition, using the writer-dependent features proves to be more adaptive than using writer-independent features in terms of efficiency of classification and verification in this paper.

**Key words:** Online Signature Verification(온라인 서명 인증), Extreme Points(변곡점), Writer-Dependent Features(필자고유특징)

## 1. 서 론

보안을 위한 개인 인증 시스템은 홍채, 지문 등의 생체 특징을 자주 이용한다. 하지만 생체 특징을 이용한 시스템은 비용적인 측면을 고려하면 모든 개인

인증 분야에서 사용되지는 못하고 있다. 반면에 서명을 이용한 개인 인증은 시스템 구현이 용이하고 비용이 저렴하기 때문에 은행거래, 신용카드 등 여러 분야에서 이미 널리 사용되고 있다. 하지만 현재 구축된 서명 시스템은 인증단계는 아니고, 정보추출단계

\* 교신저자(Corresponding Author) : 손기형, 주소 : 부산시 금정구 장전동 산 30(609-735), 전화 : 051)510-2878, FAX : 051)515-2208, E-mail : sonkiyoung@hotmail.com  
접수일 : 2007년 3월 27일, 완료일 : 2007년 8월 31일

<sup>†</sup> 준회원, 부산대학교 컴퓨터 공학과

<sup>\*\*</sup> 부산대학교 컴퓨터 공학과

(E-mail : jinsal69@pusan.ac.kr)

<sup>\*\*\*</sup> 종신회원, 부산대학교 컴퓨터 공학과

(E-mail : eycha@pusan.ac.kr)

\* 본 연구는 부산대학교 컴퓨터 및 정보통신연구소의 연구비를 지원받았음

라고 할 수 있다. 따라서 신뢰도 높은 온라인 서명 인증에 관련된 연구가 필요하다.

온라인 서명 인증은 접근 방법에 따라서 크게 두 분류로 구분된다. 첫 번째는 매개변수 특징을 이용하는 방법이고, 두 번째는 함수적인 특징을 이용하는 방법이다[1-4]. 첫 번째 방법은 서명을 특정 매개변수로 바꾸고, 그 매개변수를 이용해서 서명 인증을 하는 것으로, 서명의 모든 정보를 다 이용할 필요가 없기 때문에 인증에 필요한 산술적인 시간이 줄어든다. 그리고 서명이 매개변수로 바뀌기 때문에 표본 데이터 크기가 일정하여 비교 알고리즘이 간단하다는 장점이 있다. 하지만 서명을 매개변수로 바꾸는 과정에서 발생하는 예러나 서명의 미세한 정보 손실 때문에 신뢰성 높은 결과를 기대하기는 어렵다. 그리고 인증 성능이 표본 데이터 집합의 크기에 민감하여서, 좋은 성능을 위해서 많은 표본 데이터 집합이 요구되는 단점이 있다. 두 번째 방법에서는 서명은 시간에 대한 함수의 형태로 나타난다. 함수적인 접근 방법은 매개변수 접근 방법에 비해서 서명의 모든 동적인 특성을 이용하기 때문에 정교한 상이도를 측정할 수 있지만[5,6], 서명을 표본 데이터로 사용하기 때문에, 표본 데이터의 길이가 비선형적인 왜곡으로 인해서 일정하지 못한 단점이 있다. 따라서 서명 인증의 높은 신뢰도를 위해서는 가변적인 길이의 표본 데이터를 효과적으로 비교하는 알고리즘이 요구된다. 본 논문에서는 정교한 상이도 측정을 위해서 함수적인 접근 방법을 이용하였다. 함수적인 접근 방법은 비교 단위에 따라서 픽셀비교 또는 부분비교 방식으로 나뉜다[3-8]. 픽셀비교 방식은 서명의 모든 점을 비교하는 방식이고, 부분비교 방식은 서명을 여러 개의 세그먼트로 나누어서 각 세그먼트를 비교하는 방식이다. 픽셀비교 방식은 서명의 미세한 정보 손실은 최소화 할 수 있지만, 불필요한 점들까지 비교를 할 수 있기 때문에 상대적으로 많은 메모리를 요구하고, 처리시간도 많이 소요된다. 부분비교 방식은 처리시간이 적게 소요되고, 샘플링을 통해서 서명의 세그먼트 수를 같게 만들기 때문에 비교 알고리즘이 간단하지만, 그 과정에서 중요한 정보가 손실될 가능성이 있다. 그리고 샘플링 전후의 일관성(consistency) 유지와 각 세그먼트의 대응(correspondence)이라는 측면을 고려해야 된다[3].

같은 필자가 쓴 서명이라도 비선형적인 왜곡 때문

에 서명의 길이나 속도, 형태가 틀리게 나타난다[1]. 따라서 서명을 비교하기 위해서는 이러한 왜곡을 없애거나, 덜 민감한 비교 알고리즘이 필요하다. 가변적인 길이의 데이터를 비교하기 위해서 DTW (Dynamic Time Warping)[1,9-11]나 Neural Networks[12-17], HMM(Hidden Markov Models) [18,19] 등이 주로 사용된다. DTW는 시간 축 상에서의 비선형 신축을 허용하는 패턴 비교 알고리즘으로 부분적인 왜곡에 덜 민감하고, 모든 가능한 정합 경로에 대해 가장 상이도가 낮은 경로를 찾는 효과적인 방법으로 알려져 있다. 이러한 특징 때문에 DTW는 서명 인증 연구에 많이 사용되어 왔었다.

본 논문은 서명의 꺾적방향이 변화되는 지점인 변곡점(extreme point)을 이용해서 픽셀비교 방식과 부분비교 방식의 단점을 보완하여 효율적인 서명 인증 시스템을 제안한다. 그리고 학습과정을 통해 필자고유의 특징이 부각되기 때문에 정교한 상이도를 측정할 수 있었다. 2장에서는 기존의 관련 연구와 변곡점 추출방법에 대해서 설명하고 3장에서는 제안된 서명 특징정보 추출 및 학습 방법을 설명한다. 4장에서는 실험을 통해서 성능 평가를 수행한 후 결론 및 향후 연구 과제는 5장에서 제시한다.

## 2. 관련 연구

서명의 어떤 특징을 사용하느냐에 따라서 비교 알고리즘과 분류 알고리즘이 달라진다. 서명의 특징은 전역 특징과 지역 특징으로 분류할 수 있는데[9,20], 전역 특징으로는 서명의 전체 길이, 서명을 포함하는 최소외각 사각형, 서명의 높이와 너비의 비율, 그리고 수평, 수직방향의 투영 등이 있고, 지역 특징으로는 속도, 가속도, 필 압(pressure), x-y 좌표, 펜의 방향 그리고 위도 등이 있다. 일반적으로 전역 특징보다는 지역 특징을 사용하는 것이 인증 성능이 뛰어나다[9,20]. 지역 특징 중에서도 속도는 진서명과 위조 서명을 구별하는 중요한 동적 특징으로 이용되고 있다[2]. 본 논문에서는 속도의 변화가 커지는 변곡점을 이용해서 서명의 특징을 추출하였다. 그림 1은 추출된 변곡점을 나타낸다. 변곡점은 속도의 변화가 생기는 지점으로서 꺾적의 방향이 변화되는 지점이다. 많은 연구에서 변곡점을 이용하여 서명 인증 시스템을 구현하였다[1,5,21]. 하지만 기존의 변곡점을 이용

한 연구는 서명 비교 방식으로 부분비교 방식을 선택 하였고 비교 알고리즘을 간단하게 하기 위해서 샘플링 과정을 거쳐서 두 서명의 세그먼트의 개수를 일치 시켰다. 변곡점과 변곡점 사이를 세그먼트로 정의하였기 때문에 세그먼트의 개수를 일치시키기 위해서 불필요한 변곡점을 삭제하였다. 하지만 그 과정에서 미세한 정보의 손실이 발생할 수 있다.

본 연구에서는 추출한 모든 변곡점을 이용하여 DTW 방식으로 서명을 비교하였다. 따라서 제안된 방법은 부분비교 방식에서의 샘플링을 통한 정보손실이 없고, 픽셀비교 방식에서의 서명의 모든 점을 특징으로 이용하는 것이 아니라 변곡점만을 특징으로 이용하기 때문에 산술적인 처리속도도 빠르고 적은 메모리를 요구하게 된다.

일반적인 함수에서는 미분값의 부호가 바뀌는 지점이 변곡점이 된다. 하지만 타블렛을 이용하여 전자펜으로 서명을 획득하는 과정에서는 왜곡이 발생하여 정확한 변곡점을 구하기 어렵다.

그림 2에서 왼쪽 그림은 타블렛에 쓰인 실제 크기의 곡선이고, 오른쪽 그림은 확대한 그림이다. 그림에 보이듯이 왜곡이 발생하는 것을 알 수가 있다. 이상적인 경우라면 그림 2의 경우 한 개의 변곡점이 생겨야 되지만, 왜곡 때문에 여러 개의 변곡점이 생

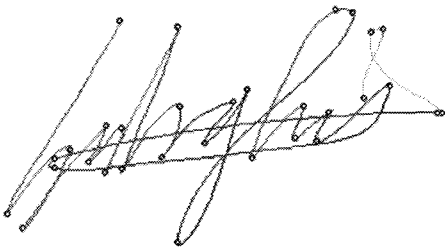


그림 1. 변곡점

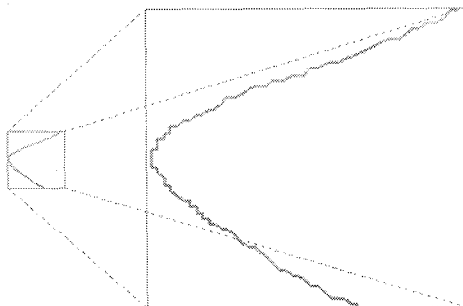


그림 2. 왜곡된 곡선

길 수가 있다. 이러한 왜곡이 생기는 이유는 전자펜의 사용이 익숙하지 않아서 서명을 느리게 하는 경우 타블렛의 높은 샘플링 때문에 여러 개의 점들이 같은 위치나 매우 인접한 위치에 중복해서 존재하기 때문이다. 따라서 본 논문에서는 일정 범위에 위치하고 있는 중복된 점들을 한 개의 대표 점으로 나타내는 전처리 과정을 통해서 효과적으로 변곡점을 찾을 수 있었다. 실험에 의해서 일정 범위는 픽셀 단위로 반경 2로 설정 하였다.

그림 3은 중복된 점들을 대표 점으로 바꾸는 전처리 과정을 보여준다. 선은 서명의 일부를 나타내고 점은 전자펜에 의해 샘플링 된 것이다. 왼쪽 그림에서 원안에 여러 점들이 인접한 위치에 존재하는 것을 볼 수 있다. 오른쪽 그림에서 반경 2의 원안에 존재하는 점들은 그 점들의 무게 중심에 위치하는 하나의 대표 점으로 변환된 것을 볼 수 있다.

### 3. 제안된 서명 특징정보 추출 및 학습 방법

#### 3.1 특징 추출

길이가 N인 서명S는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$S = \{p_1, p_2, \dots, p_N\} \tag{1}$$

$p_t$ 는 서명S에서 t번째 (x,y) 좌표를 나타낸다.  $p_t(x)$ 는 x좌표를 나타내고,  $p_t(y)$ 는 y좌표를 나타낸다. 그리고 서명S에서 추출된 k개의 변곡점은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$E_s = \{e_1, e_2, \dots, e_k\}, 0 \leq k \leq N \tag{2}$$

$e_t$ 는 서명S에서 t번째 변곡점을 나타낸다.  $e_t(x)$ 는 변곡점의 x좌표를 나타내고,  $e_t(y)$ 는 y좌표를 나타낸다. 본 논문에서는 인접한 변곡점 사이의 관계를 이용해서 특징을 추출한다.

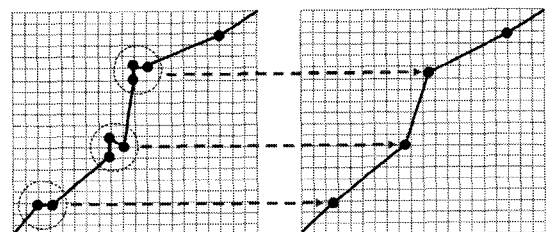


그림 3. 중복된 점(왼쪽 그림)을 대표 점(오른쪽 그림)으로 바꾸는 예

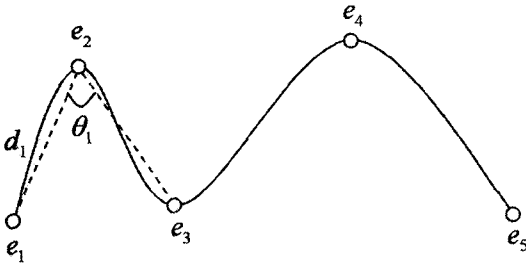


그림 4.) 변곡점(e)과 특징정보

$$\theta_t = \begin{cases} \angle(e_t, e_{t+1}, e_{t+2}) & \text{if } t < k-1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

$$d_t = \sqrt{(e_t(x) - e_{t+1}(x))^2 + (e_t(y) - e_{t+1}(y))^2} \quad (4)$$

$$\Delta_t = |e_t(i) - e_{t+1}(i)| \quad (5)$$

$$f = \{(\theta_1, d_1, \Delta_1), (\theta_2, d_2, \Delta_2), \dots, (\theta_{k-1}, d_{k-1}, \Delta_{k-1})\} \quad (6)$$

식 (5)에서  $e_t(i)$ 는  $t$ 번째 변곡점의 실제 서명에서 의 몇 번째 점을 나타내는 인덱스이다. 그림 4는 본 논문에서 추출한 특징들을 나타낸다. 그림 4에서 보듯이  $\theta$ (인접하는 세 개의 변곡점 사이의 각도)와  $d$ (인접하는 두 변곡점 사이의 거리)는 서명의 형태를 잘 표현하는 특징정보이고,  $\Delta$ 는 변곡점과 실 서명의 관계를 잘 표현하는 특징정보이다.  $k$ 개의 변곡점을 가지는 서명  $S$ 는 식(6)과 같이  $k-1$ 개의 3차원 벡터를 원소로 하는 특징정보 집합으로 나타낼 수 있다.

### 3.2 비교 알고리즘 및 학습

본 논문에서는 두 서명의 특징정보 집합  $f$  값을 0에서 1사이로 정규화를 시킨 후에 DTW를 이용하여 상이도를 측정한다. 변곡점의 수가 각각  $m$ 과  $n$ 인 서명  $S_A$ 와  $S_B$ 의 상이도는 식 (7)과 같이 측정할 수 있다.

$$G(i, j) = \text{dist}(i, j) + \min \{G(i-1, j) + \omega, G(i, j-1) + \omega, G(i-1, j-1) + \omega\} \quad (7)$$

$$\text{dist}(i, j) = \alpha|\theta_i - \theta_j| + \beta|d_i - d_j| + \gamma|\Delta_i - \Delta_j|$$

$$\forall 0 < i < m, 0 < j < n, 0 \leq \alpha, \beta, \gamma \leq 1, \alpha + \beta + \gamma = 1, \omega > 0$$

식(7)은 전통적인 DTW를 나타낸다.  $\omega$ 는 수평, 수직 경로에 더하는 조정상수로서 실험에 의해 그 값을 0.07로 하였다. DTW에 의해서  $G(m-1, n-1)$ 은 두 서명의 상이도가 된다.

같은 사람이 한 서명들이라 하더라도 그 서명들

사이에는 약간의 상이도가 생기기 마련이다. 따라서 학습 과정에서 이러한 필자의 고유편차를 감안해야 하고 진서명과 위조서명간의 정교한 상이도를 위해서 필자고유특징을 잘 부각시켜야할 필요가 있다. 어떤 사람의 진서명은 변곡점의 각도( $\theta$ )에 대해서 위조서명과 상이도가 클 수가 있고, 어떤 사람의 진서명은 변곡점의 거리( $d$ )나 인덱스( $\Delta$ )에 대해서 상이도가 클 수도 있다. 그러므로 개인 서명의 특징에 따라서 식 (7)에 나오는 개인의  $\alpha, \beta, \gamma$ 값은 달라 질 것이다. 본 논문에서는 필자고유특징을 부각시키기 위해 학습을 통해서 위조서명과의 상이도를 높일 수 있는 최적의 필자고유  $\alpha, \beta, \gamma$ 값을 구한다.

서명 인증 시스템의 성능을 객관적으로 평가하기 위한 공인된 서명 데이터베이스가 필요하다. 하지만 현재 공인된 서명 데이터베이스에 대한 연구가 부족하다[2,3,5,22]. 따라서 본 논문에서 제안하는 서명 인증 시스템의 성능을 평가하기 위해서 자체적으로 데이터베이스를 구축하였다. 사용된 데이터베이스는 17명이 개인당 20개의 서명을 등록하여서 총 340개의 서명으로 구성되어있다. 이 중 204개는 학습에 사용하였고, 나머지 136개는 인증에 사용하였다. 204개의 학습용 서명 중에서 한 명을 기준으로 12개는 진서명이고, 192개는 위조서명이 된다. 학습을 위해서 12개의 진서명 중에서 나머지 11개 서명과 상이도 합이 가장 작은 초기 템플릿 서명  $T_1$ 을 구한다. 초기 템플릿 서명  $T_1$ 을 이용한 학습방법은 그림 5와 같다.

그림 5에서 step 1을 보면 *balance*가 최대가 되도록 학습을 하기 때문에  $\alpha, \beta, \gamma$ 값은 분자인 템플릿 서명과 위조서명간의 상이도를 높이고, 분모인 템플릿 서명과 진서명간의 상이도를 낮추는 방향으로 조절된다. 변수  $\tau$ 는 템플릿 서명과 위조서명간의 상이도와 템플릿 서명과 진서명간의 상이도의 비율을 조절하는 상수로서 실험적인 결과에 의해 0.7로 두었다. 초기 템플릿  $T_1$ 과  $\alpha, \beta, \gamma$ 값으로 구한 새로운 템플릿  $T_2$ 가 다른 서명이면 학습을 반복하고 같은 서명이면 학습을 종료한다. 자체적으로 구축된 데이터베이스를 이용한 경우, 최대 두 번 반복 후에 학습이 종료되는 것을 실험을 통해 확인할 수 있었다. 위의 학습과정은 한 명의  $\alpha, \beta, \gamma$ 값을 구하는 것이다. 따라서 17번의 학습과정을 통해서 모든 서명인들의 고유 특징을 잘 나타내는 개인  $\alpha, \beta, \gamma$ 값을 구하였다.

진서명 집합 =  $\{g_1, g_2, \dots, g_m\}$ , 위조서명 집합 =  $\{f_1, f_2, \dots, f_n\}$  ( $m=12, n=192$ )

[step 0] 진서명 중에서 초기 템플릿 서명  $T_1$ 을 구한다.  
(초기  $\alpha, \beta, \gamma$ 는 랜덤, 단,  $\alpha + \beta + \gamma = 1$ ,  $0 \leq \alpha, \beta, \gamma \leq 1$ )

[step 1]  $\alpha, \beta, \gamma$ 값을 각각 0에서부터 0.1씩 증가시키면서 *balance*를 구한다.

$$balance = \frac{\sum_{i=1}^n G(T_1, f_i)}{\left[ \sum_{j=1}^m G(T_1, g_j) \right]^{\gamma}}$$

*balance*가 최대가 되는  $\alpha, \beta, \gamma$ 값을 구한다.  
(단,  $\alpha + \beta + \gamma = 1, 0 \leq \alpha, \beta, \gamma \leq 1$ )

[step 2] step 1에서 구한  $\alpha, \beta, \gamma$ 를 이용해서 진서명 중에서 새로운 템플릿 서명  $T_2$ 를 구한다.

[step 3] 만약  $T_2$ 와  $T_1$ 이 같은 서명이면 학습종료, 다른 서명이면  $T_2$ 가 새로운  $T_1$ 이 되고 step 1로 가서 반복.

그림 5. 학습과정

### 4. 실험 및 결과

#### 4.1 실험 데이터

서명 인증 시스템의 성능을 평가하는 기준은 크게 두 가지가 있는데 첫 번째는 본인 거부율(false rejection rate, FRR)이고, 두 번째는 타인 수락율(false acceptance rate, FAR)이다. 두 예러율은 임계값에 따라서 역관계이기 때문에, 본 논문에서는 본인 거부율과 타인 수락율이 일치하는 EER(equal error rate)로 인증 성능을 평가하였다. 등록된 340개의 서명 중에 136개가 인증에 사용된다. 그 중에 개인별로 8개는 진서명이고, 나머지 128개는 위조서명이 된다. 따라서 서명 인원이 17명으로 구성되어있기 때문에, 본인 거부율을 평가하기 위해서 136번의 테스트를 할 수 있고, 타인 수락율을 평가하기 위해서 2176번의 테스트를 할 수 있었다.

#### 4.2 실험 및 결과

서명 인증은 대표적인 두 계층 분류(two-class classification)문제이다. 따라서 임계값에 의해서 두 계층으로의 분류가 달라진다. 서명 인증에서 임계

값은 개인 고유 임계값과 전역 임계값으로 나뉜다. 제안된 시스템은 필자고유특징을 반영하는 시스템이므로 개인 고유 임계값을 이용해서 실험을 실행하였다.

$$\bar{M} = \frac{\sum_{i=1}^m G(T, g_i)}{m} \tag{8}$$

$$\bar{v} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m [G(\bar{M}, g_i)]^2}{m-1}} \tag{9}$$

$$th = \bar{M} + \epsilon \bar{v} \tag{10}$$

우선 학습을 통해 구해진 필자고유의  $\alpha, \beta, \gamma$ 값을 이용해서 각 개인의 템플릿 서명 T와 진서명( $g_i$ )간의 상이도 평균값( $\bar{M}$ )과 표준편차( $\bar{v}$ )를 식(8),(9)와 같이 구한다. 그리고 임계값은 식(10)과 같이 구한다.  $\epsilon$ 은 표준편차를 얼마나 반영할 것인지를 나타내는 상수이다. 이렇게 구해진 개인 임계값(th)을 기준으로 테스트 서명과 템플릿의 상이도가 임계값보다 작으면 진서명으로 판정하고, 크면 위조서명으로 판정한다.

그림 6은 필자고유의  $\alpha, \beta, \gamma$ 값을 이용한 테스트 서명 인증 결과를 나타낸다.  $\epsilon$ 가 1.71일 때 본인 거부율과 타인 수락율이 일치하는 EER이 3.67%이다. 개인 편차를 많이 반영할수록 임계값이 커져서 타인 수락율이 증가하고, 반대로 개인 편차를 적게 반영하면 임계값이 작아져서 본인 거부율이 증가하는 것을 볼 수 있다.

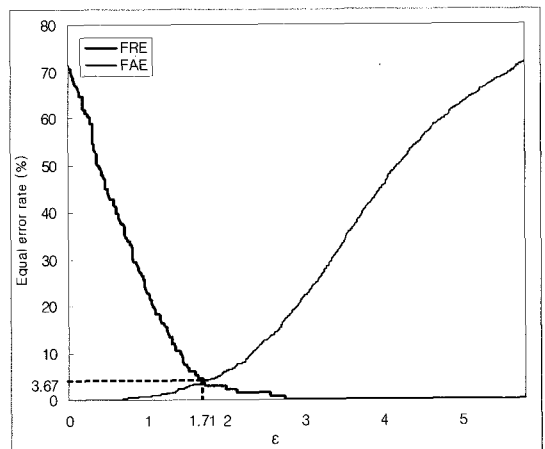


그림 6. 필자고유  $\alpha, \beta, \gamma$ 값을 이용한 EER

제안된 인증 시스템의 성능을 비교 평가하기 위해서 필자고유의  $\alpha, \beta, \gamma$  값 대신에 고정된  $\alpha, \beta, \gamma$  값을 이용해서 인증 실험을 하였다. 표 1은 소수점 한자리 단위로 조합될 수 있는 67가지 경우의 고정된  $\alpha, \beta, \gamma$  값에 따른 EER을 나타낸다. 표 1에 보이는 것처럼 고정된  $\alpha, \beta, \gamma$  값을 이용해서 성능을 평가한 경우 3.67%보다 에러율이 높았다. 이것은 본 논문에서 제안한 필자고유의  $\alpha, \beta, \gamma$  값을 이용하는 것이 인증 성능을 향상 시켰음을 나타낸다. 즉 진서명과 위조서명 사이의 상이도는 필자고유특징이 많이 반영된다는 것을 뜻한다.

표 2는 본 논문에서 제안하는 변곡점을 이용했을 경우와 서명의 모든 점을 이용했을 경우의 인증에 필요한 처리 시간과 요구되는 메모리 그리고 EER을 비교하고 있다. 모든 점을 이용한 경우 각 점의 상대 좌표를 서명의 특징으로 사용 하였다. 다음과 같은 PC (CPU : 펜티엄4 2.6GHz, 메모리 : 1.5GB, Windows XP) 환경에서 실험하였다. 서명자 17명의 모든 테스트 서명을 인증하기 위해서 2312번의 서명 비교를 하였다. 변곡점을 이용한 경우 모든 서명의 인증을 처리하는 시간이 15초 걸렸고 250 Byte의 메모리가 필요했다. 하지만 서명의 모든 점을 이용한 경우 처리하는 시간이 3분 걸렸고 2000 Byte의 메모리가 필요했다. 그리고 변곡점을 이용한 경우 높은 인증율을 보였다. 따라서 제안된 방법은 처리 속도나 메모리 그리고 인증율에서 높은 성능을 보였다.

뿐만 아니라 필자고유특징을 이용한 경우, 학습과정을 통해서 진서명간의 유사도가 높아졌다. 서명의 특징상 진서명간의 편차가 생길 수 밖에 없지만, 그 편차가 클 경우는 학습이나 인증에 사용될 수 있는 진서명의 신뢰도가 떨어질 수 밖에 없다. 그림 7은 필자의 대표 서명인 템플릿과 진서명간 상이도의 평균과 편차에 따른 4가지 관계를 보여주고 있다.

그림 7에서 보듯이, 템플릿 서명과 진서명간의 관계는 상이도의 평균과 편차에 따라서 크게 4가지로 분류될 수 있다. (a)는 진서명의 신뢰도가 가장 높고, (d)는 신뢰도가 가장 낮다. 따라서 신뢰도가 높은 진서명을 사용해야 좋은 학습 결과를 기대할 수 있다. 본 논문에서 제안하는 학습 과정을 거친 후 진서명과 템플릿간의 평균과 표준편차가 줄어든 결과를 그림 8에서 확인할 수 있다. 12번째 서명자를 제외하고 나머지 서명자들의 진서명간의 유사도가 크게 높아진 것을 알 수 있다.

표 1. 고정된  $\alpha, \beta, \gamma$  값에 따른 EER

$\alpha$	$\beta$	$\gamma$	EER
0	0	1	9.56
0	0.1	0.9	7.23
0	0.2	0.8	5.45
0	0.3	0.7	4.41
0	0.4	0.6	4.4
0	0.5	0.5	4.4
0	0.6	0.4	5.88
0	0.7	0.3	8.08
0	0.8	0.2	10.29
0	0.9	0.1	13.97
0	1	0	17.64
0.1	0	0.9	8.13
0.1	0.1	0.8	5.14
0.1	0.2	0.7	4.41
0.1	0.3	0.6	5.14
0.1	0.4	0.5	5.14
0.1	0.5	0.4	5.88
0.1	0.6	0.3	7.35
0.1	0.7	0.2	10.29
0.1	0.8	0.1	13.23
0.1	0.9	0	16.91
0.2	0	0.8	6.3
0.2	0.1	0.7	5.18
0.2	0.2	0.6	5.18
0.2	0.3	0.5	5.15
0.2	0.4	0.4	6.62
0.2	0.5	0.3	8.09
0.2	0.6	0.2	10.29
0.2	0.7	0.1	13.9
0.2	0.8	0	17.64
0.3	0	0.7	6.61
0.3	0.1	0.6	6.61
0.3	0.2	0.5	6.61
0.3	0.3	0.4	8.09
0.3	0.4	0.3	9.56
0.3	0.5	0.2	10.3
0.3	0.6	0.1	13.97
0.3	0.7	0	17.64
0.4	0	0.6	8.82
0.4	0.1	0.5	7.35
0.4	0.2	0.4	8.82
0.4	0.3	0.3	9.55
0.4	0.4	0.2	11
0.4	0.5	0.1	13.5
0.4	0.6	0	18.38
0.5	0	0.5	11.04
0.5	0.1	0.4	10.29
0.5	0.2	0.3	11.02
0.5	0.3	0.2	10.29
0.5	0.4	0.1	13.23
0.5	0.5	0	17.64
0.6	0	0.4	13.23
0.6	0.1	0.3	13.97
0.6	0.2	0.2	13.23
0.6	0.3	0.1	16.17
0.6	0.4	0	19.85
0.7	0	0.3	14.7
0.7	0.1	0.2	16.17
0.7	0.2	0.1	17.64
0.7	0.3	0	20.01
0.8	0	0.2	16.91
0.8	0.1	0.1	19.85
0.8	0.2	0	21.32
0.9	0	0.1	20.59
0.9	0.1	0	22.79
1	0	0	25.73

표 2. 인증에 필요한 처리 시간과 요구되는 메모리 및 EER

구분	처리 시간	메모리	EER	서명 비교 횟수
변곡점을 이용한 경우	15초 내외	약 250 Byte	3.67 %	2312 번
모든 점을 이용한 경우	3분 내외	약 2000 Byte	4.08 %	2312 번

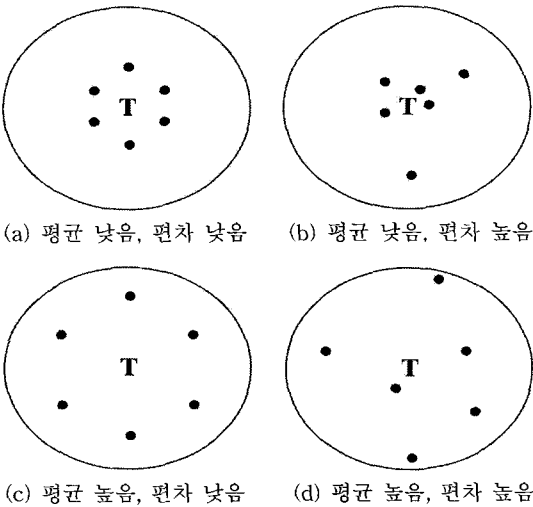


그림 7. 템플릿과 진서명간의 4가지 관계

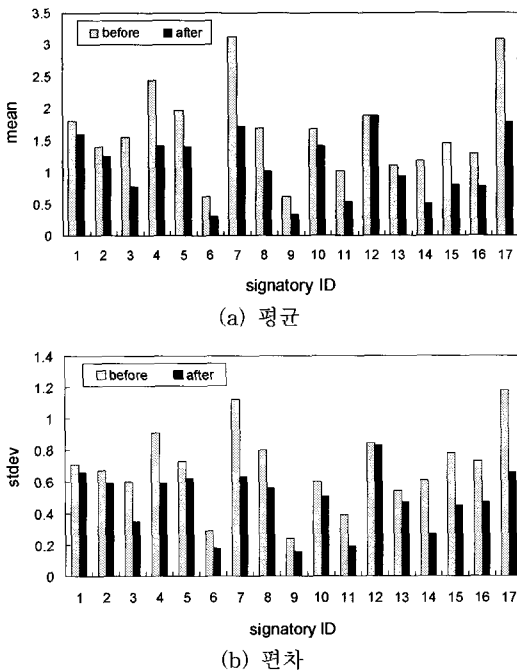


그림 8. 학습전후 템플릿과 진서명간의 상이도 평균과 편차

### 5. 결론 및 향후 연구 과제

본 논문에서는 서명의 궤적이 바뀌는 변곡점을 이용하여 특징을 추출하였다. 기존의 변곡점을 이용한 연구에서는 서명을 비교하기 위해서 변곡점의 개수를 일치 시키는 샘플링 과정을 거쳤기 때문에 그에 따른 정보 손실을 감안해야 한다. 하지만 제안된 방법은 그러한 샘플링 과정을 거치지 않고 모든 변곡점을 이용하여 DTW 비교 알고리즘을 사용하기 때문에 정보 손실이 없다. 그리고 서명의 특징 정보로 서명의 모든 점을 사용하지 않고 변곡점을 사용하기 때문에 인증에 필요한 처리 시간이 짧고, 요구되는 메모리도 작다. 제안된 필자고유의  $\alpha, \beta, \gamma$  값을 이용하는 경우 3.67%의 낮은 인증 에러율을 보여 고정된  $\alpha, \beta, \gamma$  값을 이용하는 것보다 인증 성능이 향상되었음을 보였다. 현재 공인된 서명 데이터베이스에 대한 연구가 부족하기 때문에 기존의 제안된 서명 인증 시스템과 객관적인 성능을 비교하기가 어렵다. 따라서 다양한 패턴으로 이루어진 공인된 서명 데이터베이스 구축을 위한 연구를 진행하고자 한다.

### 참 고 문 헌

- [1] H. Feng and C.C. Wah, "Online signature verification using a new extreme points warping technique," *Pattern Recognition Letters*, Vol. 24, pp. 2943-2951, 2003.
- [2] G. Dimauro, S. Impedove, M.G. Lucchese, R. Modugno and G. Pirlo, "Recent Advancements in Automatic Signature Verification," *Frontiers in Handwriting Recognition, 2004. IWFHR-9 2004. Ninth International*, pp. 179-184, 2004.
- [3] R. Plamondon and S.N. Srihari, "On-line and off-line handwriting recognition: a comprehensive survey," *IEEE Trans. on Pattern Anal. Mach. Intel.*, Vol.22, pp. 63-84, 2000.
- [4] F. Leclerc and R. Plamondon, "Automatic signature verification: the state of the art-1989-1993," *Int. J. Pattern Recognition Artif. Intel.*, Vol.3, pp. 643-660, 1994.
- [5] J. Lee, H.S. Yoon, J.S. Soh, B.T. Chun and

- Y.K. Chung, "Using geometric extrema for segment-to-segment characteristics comparison in online signature verification," *Pattern Recognition*, Vol.37, pp. 93-103, 2004.
- [6] K. Zhang, I. Pratikakis, J. Cornelis and E. Nyssen, "Using landmarks to establish a point-point correspondence between signatures," *Pattern Anal. Appl.*, Vol.3, pp. 69-75, 2000.
- [7] R. Plamondon and G. Lorette, "Automatic signature verification and write identification-the state of the art," *Pattern Recognition*, Vol.22, pp. 107-131, 1989.
- [8] R. Martens and L. Claesen, "Incorporating local consistency information into the online signature verification process," *Int. J. Document Anal. Recognition*, Vol.1, pp. 110-115, 1998.
- [9] A. Jain, F. Griess and S. Connell, "On-line signature verification," *Pattern Recognition*, Vol.35, pp. 2963-2972, 2002.
- [10] T. Ohishi, Y. Komiya and T. Matsumoto, "On-line signature verification using pen-position, pen-pressure and pen-inclination trajectories," *In: ICPR*, Vol.4, pp. 547-550, 2000.
- [11] M. Parizeau and R. Plamondon, "A comparative analysis of regional correlation, dynamic warping and skeletal tree matching for signature," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.* Vol.12, pp. 710-717, 1990.
- [12] X.-H. Xiao and G. Leedham, "Signature Verification by Neural Networks with Selective Attention," *Applied Intelligence*, Vol.11, pp. 213-223, 1999.
- [13] R. Sabourin and J.P. Drouhard, "Off-line signature verification using directional PDF and neural networks," *Proc. of 11th ICPR*, pp. 321-325, 1992.
- [14] H. Cardot, M. Revenu, B. Victorri and M.-J. Revillet, "A Static Signature Verification System based on a cooperative Neural Networks Architecture," *IJPRAI*, Vol.8, pp. 679-692, 1994.
- [15] S. Barua, "Neural Networks and their applications to computer security," *Proc. SPIE*, pp. 735-742, 1992.
- [16] L.Y. Tseng and T.H. Huang, "An on-line Chinese signature verification scheme based on the ART1 neural network," *Proc. of Int. J. Conf. on NN*, pp. 624-630, 1992.
- [17] C. Quek and R.W. Zhou, "Antiforgery: a novel pseudo-outer product based fuzzy neural network driver signature verification system," *Pattern Recognition*, Vol.23, pp. 1795-1816, 2002.
- [18] L. Yang, B. K. Widjaja and R. Prasad, "On-line signature verification applying hidden Markov models," *Proc. of 8th Scandinavian Conf. Image Analysis*, pp. 1311-1316, 1993.
- [19] L. Yang, B. K. Widjaja and R. Prasad, "Application of hidden Markov models for signature verification," *Pattern Recognition*, Vol.28, pp. 161-170, 1995.
- [20] A. Kholmatov and B. Yanikoglu, "Identity authentication using improved online signature verification method," *Pattern Recognition*, Vol.26, pp. 2400-2408, 2005.
- [21] J.-J. Brault and R. Plamondon, "Segmenting Handwritten Signatures at Their Perceptually Important Points", *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.* Vol.15, pp. 953-957, 1993.
- [22] B. Wirtz, "Technical Evaluation of Biometric Systems," *Proc. of ACCU '98*, 1998.



손 기 형

2005년 부산대학교 정보컴퓨터 공학과 졸업.  
 2006년~현재 부산대학교 컴퓨터 공학과 석사 재학  
 관심분야 : 컴퓨터비전, 신경망 이론, 패턴 인식





**박 재 현**

1995년 부산대학교 지질학과 졸업  
2001년 부산대학교 영상정보공학 석사 졸업  
2003년 부산대학교 전자계산학과 박사과정 수료  
관심분야 : 개체추적, 영상처리 및 컴퓨터비전



**차 의 영**

1979년 경북대학교 전자공학과 졸업  
1982년 서울대학교 전자계산학과 석사 졸업  
1998년 서울대학교 컴퓨터공학과 박사졸업  
1981년~1985년 한국전자기술연구소 연구원

1995년~1996년 University of London 방문교수  
1985년~현재 부산대학교 컴퓨터공학과 교수  
관심분야 : 컴퓨터비전, 신경망 이론, 웨이블릿