

서명 검증을 위한 특징 기반의 FE-SONN

구 건서*

Feature Extraction based FE-SONN for Signature Verification

Gun-Seo Koo*

요 약

본 논문은 퍼지 c-means 알고리즘의 퍼지 멤버십 등식을 신경망과 융합한 서명의 특징정보를 기반으로 하는 자율적인 자기조직화 신경망 모델 이용하여 서명 검증하는 방법을 제안하였다. 기존 온라인 서명 인식 방법인 함수적 접근법과 매개변수적 접근법의 한계점을 개선하기 위해 자율적 클러스터 특징정보에 의해 서명 패턴 분류 접근법을 제안했다. 본 논문의 중요한 요소는 서명의 특징 정보를 36개의 전역적 특징 정보 정의와 12개의 지역적 특징 정보를 정의하였고, 이를 기반으로 FE-SONN에 학습하여 서명의 진위여부를 검증하는 검증시스템 구현에 있다. 총 713개의 서명을 가지고 실험하였으며, 원본 서명 155개와 시험용으로 위조 서명 180개와 본인이 작성한 진본 서명 378개를 테스트한 결과 97.67%이상의 검증률을 얻을 수 있었다. 그러나 눈으로 식별이 불가능한 정교한 위조서명은 검증 시스템에서도 진위여부 판단에 어려움이 있다.

Abstract

This paper proposes an approach to verify signature using autonomous self-organized Neural Network Model, fused with fuzzy membership equation of fuzzy c-means algorithm, based on the features of the signature. To overcome limitations of the functional approach and parametric approach among the conventional on-line signature recognition approaches, this paper presents novel autonomous signature classification approach based on clustering features. Thirty-six global features and twelve local features were defined, so that a signature verifying system with FE-SONN that learns them was implemented. It was experimented for total 713 signatures that are composed of 155 original signatures and 180 forged signatures yet 378 original signatures written by oneself. The success rate of this test is more than 97.67%. But, a few forged signatures that could not be detected by human eyes could not be done by the system either.

▶ Keyword : Fuzzy c-Means Algorithm, Self-Organized Neural Network Model(SONN), Signature Verifying System

• 제1저자 : 구건서

• 접수일 : 2005.10.14, 심사완료일 : 2005.11.09

* 송의여자대학 인터넷정보과 부교수 ※ 본 논문은 2005년도 송의여자대학 교내 연구비 지원에 의한 것임.

I. 서론

개인 신분 확인의 한 수단으로서 도장을 대체하여 서명의 활용도가 높아지는 추세이다. 이러한 가장 큰 이유는 모든 사람은 개인만의 고유한 필적 개성을 가지고 있으며, 이러한 특성을 서명 검증이나 범죄수사 등에 활용되고 있다. 그러나 자동 서명 검증에 관한 연구가 활발하게 되는 반면 아직 실용적인 측면에 만족할 만한 성과를 거두지 못하고 있는 형편이다(1,2).

기존 온라인 서명검증 연구 방법에서는 서명의 국부적인 형태가 중요한 판단 근거가 되었다. 함수적인 접근이나 매개 변수적 접근과 같은 지금까지의 접근 방법은 온라인 서명 작성 시 시간에 대한 함수로 나타내거나(2), 서명의 국부적인 모양을 서명 검증에서 유용한 요소로 사용될 수 있는 국부적인 모양에서의 다양한 특징, 국부적인 모양의 변화, 형태의 복잡성 등을 서명 특징 집합을 서명 검증 요소로 사용했다는 점이다. 본 연구에서는 서명을 구성 형태에 근거한 구조적인 표현방법으로 나타내어 서명의 국부적 분석과 중요한 부분에 대한 선택적인 사용이 가능한 서명 검증 기법을 제시하고자 한다.

부가적으로 서명 검증을 위해 서명 자체의 특징벡터정보를 기반으로 하는 것이 본 논문의 특징이다. 즉, 온라인상의 Global 특징 벡터 36개와 Local 특징 벡터 12개의 특징 요소를 분석하여 검증 신경망인 자기최적화 퍼지 신경망 모델에서 실시간 분류한다. SONN 모델의 특징은 우리가 가정하는 클러스터의 수인 뉴런의 개수에도 독립적으로 작용하여 좋은 결과를 보여주며, 패턴매칭에 높은 인식률이 입증된 방법이다(4). 따라서 본 논문에서는 서명의 진위 여부를 판단하는 방법론으로 서명 특징기반의 FE-SONN(Feature Extraction based Self-Organizing Neural Networks)을 제시하고, 이에 대한 실험결과를 분석하고자 한다.

II. 서명 검증 인식기의 설계

본 연구에서는 서명 검증에 대한 새로운 접근방법으로 서명으로부터 다양한 정보를 끌어내어 사용하기 위해 서명의 표현에 있어서 서명의 구성요소들로 나타내고, 서명검증에서 국부적으로 중요한 부분과 유용한 특징을 선택적으로 사용하는 구조적인 방법을 위해서는 먼저 서명을 나타내는 불변적 원시 패턴이 정의되어야 한다. 그리고 이들 원시 패턴을 조합하여 서명을 구조적으로 표현하고자 한다.

서명인식 시스템에서는 초기 입력된 서명의 모양과 나중에 기입된 서명이 구조적으로 매우 유사해야만 조화가 가능했다. 중간 이니셜을 추가, 삭제한다든지, 점을 잘못 찍는 다든지 하는 형태의 변형은 서명인식 시스템에서는 거부된다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 최근에는 펜이 종이에 머무르는 시간과 떨어졌다가 다시 붙는 시간을 점검하는 구획분석 방법이 사용되고 있다. 각각의 구획에서의 특징을 분석하기 때문에 서명과정에서 발생하는 생략이나 추가부분에 대한 요소들을 전적으로 배제시킬 수 있다. 본 논문에서의 서명검증은 동적인 방법을 통해 인증을 한다.

그리고 구조적으로 표현된 두 서명을 비교하기 위해서는 서브패턴을 기본단위로 한 동적 프로그래밍 정합 방법에 병합 연산을 추가하여 국부적으로 존재하는 변형을 흡수할 수 있도록 하였다. 또한 서브패턴 단위로 국부적인 변화도와 복잡도를 추출하여 참조패턴의 학습 방법과 진위 판단 임계치 설정방법을 제시하였다. 시스템의 성능평가를 위하여 기존의 방법과 제안된 방법의 비교실험을 통하여 구조적 서명 검증 방법의 유용성을 분석한다.

2.1 FE-SONN 모델

본 논문에 서명 인식을 위해 적용하려는 SONN모델은 베즈덱(James Bezdek)의 퍼지 c-means 알고리즘의 퍼지 멤버십 등식을 신경망과 융합한 자율적인 자기조직화 신경망 모델이다(5,7). 따라서 이 모델은 외부의 교사를 필요로 하지 않는다. 이 모델은 주어진 입력에 대한 클러스터의 수나 클러스터의 중심에 대한 사전 지식 없이 자율적으로 클러스터에 관한 정보를 제공하여 주므로 패턴분류와 패턴인식 등에 적합하며 좋은 결과를 보여주고 있다(1,2).

SONN 모델에 쓰이는 SONN 알고리즘은 분류상으로 자율적인 학습을 하며 연속적인 입력값을 처리할 수 있는 알고리즘으로서, 코호넨의 자기조직화 모델과 유사한 점이 있다. 그러나 코호넨 모델과는 많은 차이점이 있다(4,5).

본 논문에서 제안한 FE-SONN 모델은 (그림 1)에서 보는 바와 같이 입력벡터가 입력층으로 들어오고 거리층과 멤버십층에서 피드백 하면서 클러스터들의 정보를 제공하여 준다. 이 모델의 두드러진 장점은 자기조직화 기능이다. 이것은 입력의 클러스터 중심점 등에 관한 어떤 사전 정보 없이 들어온 입력 서명에 대해 클러스터와 멤버십에 관한 정보를 제공한다.

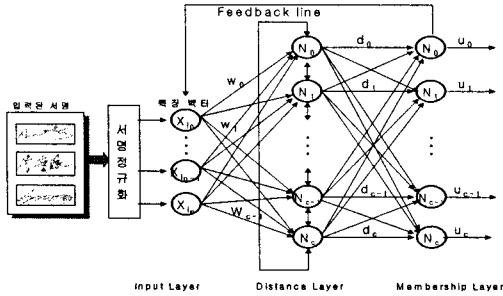


그림 1. FE-SONN의 모델
Fig. 1 The Model of FE-SONN

2.2 FE-SONN의 구성도

영상 처리 과정을 통해 입력된 서명의 영상을 통해 서명의 특징 추출들을 추출하고, 이를 기반으로 서명의 진위여부를 검증하게 되며, 그 진위 결과를 출력하게 된다. 이렇게 서명 인식을 처리하는 시스템인 FE-SONN 시스템을 제안했는데, FE-SONN는 순차 조합의 장점인 신속성과 병렬 조합의 장점인 정확성을 결합한 하이브리드(hybrid) 조합 방법을 적용한다(그림 2).

본 논문에서 제안한 FE-SONN는 상호 보완적인 성격을 가진 특징 벡터를 결합하는 하이브리드 결합 방법의 분류기를 사용했다. 첫 번째 특징 셀은 전역적 특성을 갖고 있으며, 특징 벡터는 강력하고 신뢰성이 있는 서명 작성시 발생하는 온라인적 특징을 추출하는 반면, 두 번째 특징 셀은 지역적 특성을 갖고 있으며, 서명 작성 후 발생하는 서명의 이미지적인 오프라인 특징을 추출하므로 정교하지만 변화의 폭이 있는 단점이 있어, 두 개의 특징 셋이 서로 상호 보완의 의미를 가지고 있다.

서명인식에 사용되는 정보는 서명하는 과정 중에 발생하는 세밀한 변화인데, 서명하는데 걸리는 시간이라든지, 글씨

를 쓰는 속도라든지, 서명 중에 몇 번이나 종이에서 펜이 떨어지는지, 그리고 떨어졌다가 다시 연결 되는 점과 이전의 점과의 간격이 어느 정도인지 등을 체계적으로 분석한다. 이러한 서명은 정보를 특징 정보 36개와 서명 자체가 가지고 있는 12개의 특징정보를 수집하여 검증 시스템 자료로 사용하게 된다.

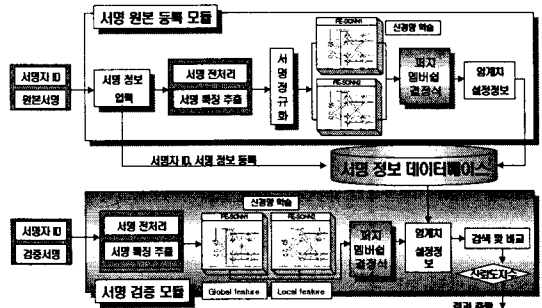


그림 2. FE-SONN 서명 검증 시스템의 구성도
Fig. 2 Signature Verification System Architecture by FE-SONN

따라서 본 연구에서는 입력 원시 패턴을 정의하는데 있어, 사람의 필기생성 과정의 인지적 이론에 근거하여 최소 속력점을 분할점으로 하여 얻어지는 부분을 원시 패턴으로 정의하고, 방향 변화에 의해 얻어지는 특성들을 서브패턴으로 정의하여 서명을 구조적으로 표현하였다(그림 3)(그림 4).

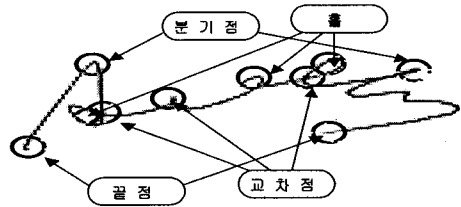


그림 3 서명의 특징 추출
Fig. 3 Feature Extraction of Signature

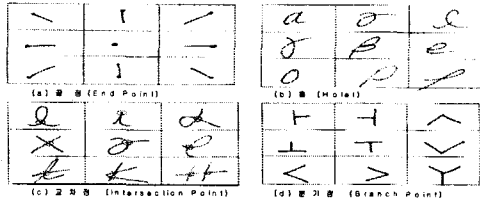


그림 4. 서명의 특징 추출 사례
Fig. 4 Example for Feature Extraction of Signature

서명의 샘플들의 집합이 S 일 때,

$$S = \{s_1, s_2, s_3, \dots, s_k, \dots, s_K\} \dots\dots (2.1)$$

여기서, K 는 서명 샘플의 개수를 의미한다.
서명 샘플 s_k 이 불활 과정을 거쳐 서브패턴단위로 구성된 경우, 다음 과 같이 표현한다.

$$s = \{s_1^k, s_2^k, s_3^k, \dots, s_n^k, \dots, s_{N_k}^k\} (2.2)$$

여기서, N_k 는 서명 샘플 s_k 의 세그먼트의 개수이다.
 $s_{N_k}^k$ 는 k 번째의 샘플의 n 번째 세그먼트를 나타내는 특징 벡터이다.

$$s_N^M = \{f_1, f_2, f_3, \dots, f_m, \dots, f_M\} + \{lf_1, lf_2, lf_3, \dots, lf_m, \dots, lf_M\} \dots\dots (2.3) = \{s_{n,1}^k, s_{n,2}^k, s_{n,3}^k, \dots, s_{n,m}^k, \dots, s_{n,M}^k\}$$

여기서, M 은 특징 요소의 종류를 의미하며 f 는 Global 특징 벡터를 의미하고, lf 는 Local 벡터를 의미한다. 서명의 Global 특징 벡터가 <표 1>, 서명의 Local 특징 벡터는 <표 2>와 같다.

본 논문에서의 중요한 검증하는 방법은 서명의 Local 특징 벡터와 서명의 Global 특징 벡터의 결합을 통해서 검증한다. 따라서 FE-SONN가 하이브리드 결합 방법의 의미는 다음과 같다. 패턴 인식을 M 개의 클래스 ($A = \{1, \dots, M\}$)

로 이루어진 문제에서 입력된 미지의 패턴 x 가 어느 클래스에 속하는 지를 결정하는 ($v \in AU\{M+1\}$, 단 $M+1$ 은 기각 클래스)하는 것을 볼 때, 결합 방법은 K 개의 인식이 출력하는 결과 e_k 를 이용한 최종 결정을 $v = F_i(e_k(x))$ 로 정의할 수 있다. 이 때 결합 함수 F_i 는 $e_k(x)$ 가 제공하는 정보와 Decision 함수에 의해 순차 결합과 병렬 결합을 결정한다.

$$D_{FE-SONN}(e_k(x)) = \begin{cases} 1, & \text{if } Decision(i) > \alpha \quad (0 < \alpha \leq 1) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \dots\dots (2.4)$$

여기에서 $D_{FE-SONN}(e_k(x))$ 는 Decision 함수이며, α 는 임계치이다. 식(2.4)에서 $Decision(i) > \alpha$ 이면 순차 조합기를 선택한다. 문자열에 대한 규칙 베이스에 의해 선택된 패턴은 인식기에 의해 분류된다. 그러나 Decision 함수 조건에 만족하지 않을 경우는 신뢰도가 낮다는 의미를 가지므로 병렬 조합기 선택한다.

입력된 원본 서명 에 대해 전역적 특성을 갖고 있는 36개 특징 벡터와 지역적 특성(오프라인상에서 추출) 12개의 특징 벡터를 추출하여 정보를 데이터베이스에 저장한다. 이 때 검증을 위한 데이터는 FE-SONN에 학습한다. 이후 검증 위한 서명 데이터를 입력 후 FE-SONN에 검증하게 한다. 이렇게 검증 처리한 결과에 대해 신뢰도 지수에 의해 신뢰도 측정을 하게 되는데, 이때 신뢰도가 0.75이상이면 순차 결합기와 같은 형태로 처리하여 결과를 받아들이지만, 신뢰도가 0.75이하가 되면 순차 결합기에서 인식된 결과에 대해 신뢰도가 떨어지는 것으로 판단한다.

2.3 FE-SONN 학습 목표와 신뢰도 지수

기존의 다층 인식기를 이용해서 인식 처리했을 때 입력층의 노드수는 전역적 특성을 갖고 있는 36개 특징 벡터와 지역적 특성(오프라인상에서 추출) 12개의 특징 벡터 정보 총 48개가 된다. 또한, 기존 신경망 알고리즘의 경우 목표값은 비트의 조합에 의해 출력한다. 그러나 목표값을 비트 조합으로 정의할 때 오인식 처리할 경우가 발생한다. 즉, 테스트 데이터의 결과가 임계치를 0.75로 두었을 때, 신경망이 학습된 목표값에서 어느 하나의 유니트 결과가 0.75를 초과하게 되면, 예측이 불가능한 인식 결과를 출력하게 된다. 이러한 인식 결과는 어떠한 경우라도 오인식 결과로 찾아 낼 방법이 없다.

이러한 단점을 해결하기 위해 본 논문에서 제안 방법은 와 같게 함으로서 인식된 결과가 학습 목표값과 일치하는 다음과 같이 출력 유니트의 개수를 입력된 원본 서명 개수 지를 검색할 수 있으며, 이로 인해 오인식 요소를 줄일 수

표 1. 서명의 Global 특징 벡터
Table. 1 Global Feature Vectors of Signature

특징	설명	특징기호	특징	설명	특징기호
$f1$	서명 평균 속도	v_{avg}	$f19$	서명 x축 투영 최소 픽셀수	PN_{Xmin}
$f2$	서명 최대 속도	v_{max}	$f20$	서명 y축 투영 최소 픽셀수	PN_{Ymin}
$f3$	서명 최대 속도-서명 평균 속도	$ v_{max} - v_{avg} $	$f21$	서명 x축 투영 최대 픽셀수	PN_{Xmax}
$f4$	필체 최대 압력	p_{max}	$f22$	서명 y축 투영 최대 픽셀수	PN_{Ymax}
$f5$	필체 최소 압력	p_{min}	$f23$	서명 x축 투영 평균 픽셀수	PN_{Xavg}
$f6$	필체 평균 압력	p_{avg}	$f24$	서명 y축 투영 평균 픽셀수	PN_{Yavg}
$f7$	필체 최대 압력-필체 최소 압력	$ p_{max} - p_{min} $	$f25$	서명 x축 투영 최대-평균	$ PN_{Xmax} - PN_{Xavg} $
$f8$	필체 최대 압력-필체 평균 압력	$ p_{max} - p_{avg} $	$f26$	서명 y축 투영 최대-평균	$ PN_{Ymax} - PN_{Yavg} $
$f9$	서명의 가로 최대 길이	l_{Hmax}	$f27$	서명 획수	S_n
$f10$	서명의 가로 최소 길이	l_{Hmin}	$f28$	서명 초기 필체 방향	S_{d1}
$f11$	서명의 가로 평균 길이	l_{Havg}	$f29$	서명 두 번째 필체 방향	S_{d2}
$f12$	가로 최대 길이-평균길이	$ l_{Hmax} - l_{Havg} $	$f30$	평균 서명 중 중지횟수	SN_{Xavg}
$f13$	서명의 세로 최대 길이	l_{Vmax}	$f31$	최대 서명 중 중지횟수	SN_{Xmax}
$f14$	서명의 세로 최소 길이	l_{Vmin}	$f32$	최소 서명 중 중지횟수	SN_{Xmin}
$f15$	서명의 세로 평균 길이	l_{Vavg}	$f33$	서명 중 x 축 최소 좌표	CO_{Xmin}
$f16$	세로최대길이-평균세로길이	$ l_{Vmax} - l_{Vavg} $	$f34$	서명 중 y 축 최소 좌표	CO_{Ymin}
$f17$	서명의 가로대 세로 최대 비율	l_h/l_v	$f35$	서명 중 x 축 최대 좌표	CO_{Xmax}
$f18$	서명의 가로대 세로 평균 비율	$avg(l_h/l_v)$	$f36$	서명 중 y 축 최대 좌표	CO_{Ymax}

표 2. 서명의 Local 특징 벡터
Table. 2 Local Feature Vectors of Signature

특징	설명	특징기호	특징	설명	특징기호
$lf1$	서명 최대 끝점 수	EN_{max}	$lf7$	서명 최대 교차점 수	CN_{max}
$lf2$	서명 평균 끝점 수	EN_{avg}	$lf8$	서명 평균 교차점 수	CN_{avg}
$lf3$	최대-평균 끝점수	$ EN_{max} - EN_{avg} $	$lf9$	최대-평균 교차점 수	$ CN_{max} - CN_{avg} $
$lf4$	서명 최대 홀 수	HN_{max}	$lf10$	서명 최대 분기점 수	BN_{max}
$lf5$	서명 평균 홀 수	HN_{avg}	$lf11$	서명 평균 분기점 수	BN_{avg}
$lf6$	최대-평균홀수	$ HN_{max} - HN_{avg} $	$lf12$	최대-평균분기점수	$ BN_{max} - BN_{avg} $

있고, 이를 기반으로 검증할 수 있다. 이것이 본 논문의 중요한 포인트이기도 하다. 그러나 시험대상인 48개의 특징 추출 값 가운데 가장 큰 값은 0.9321이고 두 번째 큰 값은 0.3238이 된다. 이렇게 인식된 결과에 대한 신뢰도 측정을 하게 된다. 신뢰도 수식은 식(2.5)과 같이 정의했다.

신뢰도 지수(Reliability Factor)는 다음과 같다.

$$RF = \frac{MAX(bit(i)) - 2nd_MAX(bit(i))}{MAX(bit(i))} = 1 - \frac{2nd_MAX(bit(i))}{MAX(bit(i))} \dots\dots\dots (2.5)$$

따라서 FE-SONN망에 의해 처리된 목표값을 나타내는 원본 서명의 진위 여부를 나타내는 신뢰도에서 최대값 $MAX(bit(i))$ 은 0.8321이고 $2nd_MAX(bit(i))$ 는 0.6824 이므로 신뢰도 지수를 구하면 $(0.8321 - 0.6854)/2 = 0.7588$ 이 된다. 따라서 본 논문에서는 RF의 값이 0.75이상이면 인식 결과의 신뢰성을 갖는 것으로 간주하여 인식 결과를 출력한다. 이때 신뢰도 지수를 0.75으로 지정한 이유는 인식 결과에서 가장 큰 $MAX(bit(i))$ 와 두 번째로 큰 $2nd_MAX(bit(i))$ 차에 대한 비율 값이다(표 3).

표 3. 신뢰도 지수 비교표
Table. 3 Compare table of Reliability Factor

$MAX(bit(i))$	$2nd_MAX(bit(i))$	Reliability Factor
0.9372	0.8234	0.1214
0.9232	0.7223	0.2176
0.8226	0.6254	0.2397
⋮	⋮	⋮
0.8321	0.0038	0.9948
0.7321	0.0038	0.9940
0.6321	0.0038	0.9940

〈표 3〉은 실제 FE-SONN에 출력된 결과 가운데 최대 값과 두 번째로 큰 값에 대한 신뢰도를 평가한 값이다. 대체적으로 신뢰도 지수가 0.6일 때 결과값을 믿을 수 있는 한계치로 설정했다.

2.4 FE-SONN 인식기 결합 방법

본 논문에서 제안한 FE-SONN은 2개의 인식망을 갖는데, 전역적 특성을 갖고 있는 36개 특징 벡터와 지역적

특성을 갖는 12개의 특징 벡터를 추출하여 정보를 데이터 베이스에 저장한다. 이러한 특징 벡터를 이용하여 인식기가 순차 조합기와 병렬 조합기로 혼합된 하이브리드 조합 형태를 가지고 있다. 따라서 전역적 특징 추출한 특징 벡터를 이용한 인식기의 신뢰도 지수가 0.6이하인 경우에는 인식된 결과를 일시 보관하고, 지역적 특징 벡터 12개의 특징 추출한 특징 벡터를 이용하여 인식 결과와 결합한다. 즉, 전역적 특징 벡터를 이용하여 인식한 결과는 지역적 특성 벡터 결과와 결합하여 가장 큰 값을 갖는 서명 데이터 값을 최종 검증 결과로 출력하게 된다.

즉, FE-SONN1에서 얻어진 결과는

$$FE_S1(bit(i)) = bit(1), bit(2), \dots, bit(n-1), bit(n)$$

이며, FE-SONN2에서 얻어진 결과는

$$FE_S2(bit(i)) = bit(1), bit(2), \dots, bit(n-1), bit(n)$$

에서 두개의 정보에 의해 신뢰도 지수를 구한다.

$$RF = \frac{FE_S1(bit(i)) + FE_S2(bit(i))}{2} > 0.6 \dots\dots (2.6)$$

따라서 식 (2.6)에 의해 두 번째 신뢰도 값을 측정 시 목표 값의 합의 평균 중 최대 값을 갖는 문자열이 최종 인식 결과로 판단한다.

III. 구현 및 실험 결과

3.1 온라인 서명 검증 프로그램

프로그램의 개발을 위한 툴은 비주얼베이직 6.0을 사용하였으며, FE-SONN 신경망개발은 비주얼 C++ 6.0을 사용하였다. 그리고 데이터베이스 툴은 오라클 데이터베이스 9.i를 사용하였다. 또한 온라인 서명의 특징 정보를 얻기 위해 독일 Micromedia사의 SmartPen을 사용했다.

SmartPen의 중요한 기능 가운데 서명 입력 시 3D 압력 및 가속도 센서가 있어 온라인의 특징 정보를 취득할 수 있다.

본 연구에서는 서명을 서브패턴 단위의 기본적인 구성 요소들로 표현하고, 이를 이용한 서명 검증에서 국부적으로 중요한 부분을 선택적으로 사용하는 구조적인 접근방법을 제시하고자 한다.

서명의 구조적 표현을 위해서 최소 속력점을 분할점으로 하여 얻어지는 부분을 원시 패턴으로 정의하였으며, 서브패턴으로써 방향변화에 의해 얻어지는 단순 회전형 성분, 첨형 성분, 중형 성분의 세 가지 종류를 정의하여 서명을 구조적으로 표현하였다. 그리고 구조적인 표현에 의한 동일부분 정합 방법으로 서브패턴을 기본단위로 한 동적 프로그래밍 정합방법에 병합연산을 추가하여 서브패턴의 변형을 흡수할 수 있도록 하였다. 이를 바탕으로 서명 검증 시스템의 구성에서, 국부적인 부분에서의 변화도와 복잡도를 추출하여 참조패턴의 학습과정과 진위 판단 임계치의 설정과정에 사용되도록 하였다. 변화도의 추출은 학습 샘플들간의 거리의 평균을 각 서브패턴별로 계산되며, 복잡도의 추출은 필기 생성모델에 의해 정의된 Plamondon의 복잡도 공식에 동일 패턴의 반복을 추가적으로 고려하여 계산되도록 하였다.

실험결과, 제안된 국부적 가중치 적용방법에 의해 검증률의 향상을 얻을 수 있었으며, 또한 변화도와 복잡도를 동시에 사용한 임계치 설정방법을 이용하여 검증률이 더욱 더 향상됨을 확인 하였다. 따라서 이를 검증하기 위한 온라인 서명 검증 프로그램은 (그림 5)와 같이 FE-SONN 검증기를 포함하여 총 8단계로 구성되어 있다.

1단계에서는 온라인 서명을 입력을 받으면서 global 특징 정보와 Local 특징 정보를 입력 받는다. 2단계에서는 서명의 크기를 정규화하기 위한 정규화 작업을 하게 된다. 서명의 가로 세로 크기나 길이정보를 추출 후 서명의 일정한 크기로 패턴인식을 위해 정규화 작업을 실시한다. 3단계에서는 이진 데이터로 변화작업을 한다. 이는 서명의 오프라인적 특성정보를 추출하기 위한 목적으로 사용한다. 4단계에서는 서명의 픽셀 정보를 추출하기 위해 프로젝션 작업을 실시한다. 서명의 x축 정보와 y축 정보 및 프로젝션 정보등을 추출한다. 5단계에서는 온라인 서명 좌표 특징 추출을 하게 된다. 서명 작성이 압력 정보와 가속도 정보 그리고 펜의 압력 변화 정보의 특징을 추출한다. 6단계에서는 Local 특성 정보 추출을 위해 사용되고, 7단계에서는 이렇게 추출된 모든 정보를 global 특징 36개와

local 특징 정보 12개가 수치데이터로 나타난다. 이러한 정보를 8단계에서는 5단계, 6단계, 7단계에서 추출한 특징정보 global 특징 36개와 local 특징 정보 12개를 가지고 일치하는 서명을 검색하게 된다.

이때 검증 대상이 되는 것은 기존 입력된 원본 서명과 비교 검색하여, 75%의 신뢰도가 나타나면 진본 서명으로 인식 결과를 출력한다.

3.2 실험 결과

실험을 위한 샘플 데이터는 총 12명의 원본 서명을 가지고 서명 인식 시스템에 입력하였다. 12명 중 4명은 영문 서명, 4명은 한문 서명, 4명은 한글 서명의 형태이고, 다양한 서명 조건을 가지고 1인당 평균 20여개의 서명 총 155여개 원본 등록 서명과 실험을 위해 위조 서명 180여개, 본인이 작성한 원본 서명 378여개를 가지고 시험을 하였다 <표 4>.

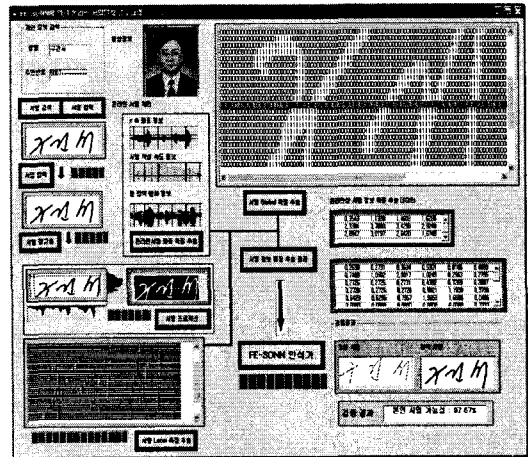


그림 5. 서명 검증 시스템
Fig. 5 Signature Verification System

이때 서명 상태의 50%는 정상적인 책상에서 안정된 상태의 원본 서명과 위조 서명을 받았다. 그리고 나머지 50%는 서 있는 상태에서 허리를 굽힌 상태의 얻은 불안정한 상태의 서명을 원본 서명과 위조 서명을 받았다. 왜냐하면, 온라인 서명의 인식 시스템의 경우 불안정한 상태에서 작성된 서명의 경우와 안정된 서명의 경우에 서명 필기 속도가 다르고, 필체 역시 다를 가능성이 있어 이로 인해 오식의 원인이 되기도 하기 때문이다. 아래 <표 5>와 같이 총 713개의 서명을 가지고 실험하였으며, 원본 서명 155개와 시험용으로 위조 서명 180개와 본인이 작성한 진본

서명 378개를 테스트한 결과 97.67%이상의 검증률을 얻을 수 있었다. 그러나 눈으로 식별이 불가능한 정교한 위조 서명은 검증 시스템에서도 진위여부 판단에 어려움이 있다.

표 4. 전체 실험 결과
Table 4. All result of test

분류	총 서명수	등록/분류	오등록/오분류	성공률
등록원본 서명	155	147	8	94.83%
실험원본 서명	378	371	7	98.15 %
실험위조 서명	180	174	6	96.67 %
	558	545	13	97.67 %

표 5. 부분별 실험 결과
Table 5. Partial result of test

처리단계	처리시간 /sec	실험원본서명		실험위조서명	
		실험수	성공률	실험수	성공률
서명 입력	0.5	378/378	100	180/180	100
서명 정규화	0.3	378/378	100	180/180	100
서명 프리렉션	0.1	376/378	99.47	178/180	98.88
Local 특징	0.2	375/378	99.11	176/180	97.77
Global 특징	0.1	374/378	99.64	175/180	97.22
서명 좌표 특징	0.1	372/378	98.94	174/180	96.67
FE-SONN	0.4	372/378	98.94	174/180	96.67
수행 결과 출력	0.1	371/378	98.15	174/180	96.67
가다 실패율	-	7/378	1.85	6/180	3.33
합 계	1.8	371/378	98.15	174/180	96.67

IV. 결론

본인을 입증하기 위한 가장 정확한 방법 중의 하나가 서명이다. 이러한 서명이 본인의 원본 서명인지 위조된 가짜 서명인지를 육안으로 검색하는 것이 아니라, 자동으로 온라인상에서 검증하기 위한 검증 시스템이 요구되었다.

본 논문은 퍼지 c-means 알고리즘의 퍼지 멤버십 등식을 신경망과 융합한 서명의 특징정보를 기반으로 하는 자율적인 자기조직화 신경망 모델 이용하여 서명 검증하는 방법을 제안하였다. 기존 온라인 서명인식 방법인 함수적 접근법과 매개변수적 접근법의 한계점을 개선하기 위해 자율적 클러스터 특징정보에 의해 하이브리드 방식의 신경망으로 특징 기반의 서명 패턴 분류 접근법을 제안했다.

기존 온라인 서명인식 방법의 한계점을 극복적 특징 정보 12개와 전역적 특징 정보 36개를 추출하여 FE-SONN에 적용하였다. 본 논문의 중요한 요소는 36개의 전역적 특징 정보 정의와 12개의 지역적 특성 정보 정의하였고, 이를 기반으로 신경망에 학습하여 서명의 진위여부를 검증하는 검증시스템 구현에 있다.

총 713개의 서명을 가지고 실험하였으며, 원본 서명 155개와 시험용으로 위조 서명 180개와 본인이 작성한 진본 서명 378개를 테스트한 결과 97.67%이상의 검증률을 얻을 수 있었다. 그러나 눈으로 식별이 불가능한 정교한 위조서명은 검증 시스템에서도 진위여부 판단에 어려움이 있다. 또한 불안정한 상태에서 작성된 서명의 경우와 안정된 서명의 경우에 서명 필기 속도가 다르고, 필체 역시 다를 가능성이 있어 이로 인해 오식의 원인이 된다.

앞으로의 연구과제로, 세그먼트 단위의 특징 추출 및 선택에 대한 보안을 통하여 서명검증의 오류률을 더욱 향상시킬 수 있을 것으로 기대된다.

참고문헌

- [1] 김성훈, "구조적 접근방식의 온라인 자동 서명 검증 기법", 한국컴퓨터정보학회 논문지 제 10권 제 4호, pp. 383-396, 2005.
- [2] 구건서, "서명 검증을 위한 특징 기반의 다중연결 인식기", 한국컴퓨터산업교육학회 논문지 제 6권 1호, pp. 49~60, 2005.
- [3] 구건서, "각인 문자 인식을 위한 특징 기반의 다중연결 다층 인식기", 博士學位論文, 1997
- [4] 장재혁, "신경회로망과 기억이론에 기반한 한글영상 인식과 복원", 한국컴퓨터정보학회 논문지 제 10권 제 4호, pp. 17-27, 2005.

- [5] Gun-Seo Koo, "MCBP Neural Network for Efficient Recognition of Tire Classification Code", JCSC, Vol. 7, No.4, pp. 361-371, 1997.
- [6] R. Plamondon and G. Lorette, "Automatic Signature verification and writer authentication - The state of art," Pattern Recognition Vol.22, No.2, pp.107-131, 2001.
- [7] M. S. Revillet, "Signature verification on Postal Cheques," Proc. of International Conference on Document Analysis and Recognition, pp.767-773, 2001.
- [8] Sukhan Lee and Jang C. Pan, "Offline Tracing and Representation of Signatures," IEEE Trans. on S.M.C., Vol.22, No.4, pp.775-771, July/Aug. 2001.
- [9] B. Boccignone, A. Chianese, L. P. Cordella and A. Marcelli, "Recovering Dynamic Information from Static Handwriting," Pattern Recognition, Vol.26, No.3, pp.409-418, 2000.
- [10] M. Yasuhara and M. Oka, "Signature verification Experiment Based on Nonlinear Time Alignment: A Feasibility Study," IEEE Trans. on SMC, Vol.17, pp212-216, Mar. 2000.

저자 소개



구 건 서

1997년 숭실대학교 대학원, 공학박사
 1996년~1997년 교육방송(EBS)
 "컴퓨터는 즐겁다" 진행자
 1999년~2000년
 대통령정보화자문기구,
 21세기 지식정보화 추진
 실무 위원
 2002년~현재 중구 지역정보교육센터
 소장
 1993년~현재 숭의여자대학 인터넷
 정보학과 교수
 <관심분야> 영상처리, 문자인식,
 전자상거래, 인터넷 응용