

# 균등화 및 분류기에 따른 다중 생체 인식 시스템의 성능 평가

(Performance Evaluation of Multimodal Biometric System for Normalization Methods and Classifiers)

고 현 주 <sup>†</sup>                      우 나 영 <sup>\*\*</sup>                      신 용 녀 <sup>\*\*\*</sup>  
 (Hyoun-Joo Go)              (Na-Young Woo)              (Yong-Nyuo Shin)

김 재 성 <sup>\*\*\*</sup>                      김 학 일 <sup>\*\*\*\*</sup>                      전 명 근 <sup>\*\*\*\*\*</sup>  
 (Jae-Sung Kim)              (Hak-Il Kim)                      (Myung-Geun Chun)

**요 약** 본 연구는 다중 생체 인식 기법을 이용하여 개인 확인 및 인증을 구현한 것으로, 단일생체인식에서 많이 사용되어 지고 있는 생체 정보 중 얼굴과 지문, 홍채를 이용하여 상호 비교하고 구현하였다. 이를 위한 결합방식으로 단일 생체인식에서 얻은 유사도를 이용하는 방식인 유사도 단계에서의 결합방식을 적용하였으며, 이때의 각 유사도가 동일한 범위가 되도록 하는 여러 가지 균등화 방법에 대하여 연구하였다. 결합방법으로는 가중치 합, Support Vector Machine, Fisher 분류기, 베이시안 분류기를 사용하여 비교하였다. 다양한 실험결과, 사용되는 다중생체인식 조합에 따라 우수한 성능을 보이는 균등화 방법 및 분류기가 다르게 나타남을 알 수 있었다.

**키워드** : 다중생체인식, 정보보호, 얼굴, 홍채, 지문 인식

**Abstract** In this paper, we propose a multi-modal biometric system based on face, iris and fingerprint recognition system. To effectively aggregate two systems, we use statistical distribution models based on matching values for genuine and impostor, respectively. And then, We performed reveal fusion algorithms including weighted summation, Support Vector Machine(SVM), Fisher discriminant analysis, Bayesian classifier. From the various experiments, we found that the performance of multi-modal biometric system was influenced with the normalization methods and classifiers.

**Key words** : Multi-modal Biometric Recognition, Face, Fingerprint, Iris Recognition

## 1. 서론

반도체 기술의 발달로 초소형 지문센서의 개발이 가능해지고 고성능 CIS(CMOS image sensor)를 탑재한

모바일 폰의 사용 확대로 언제 어디서나 얼굴영상을 취득하고 전송할 수 있는 인프라가 구축 되어 있다. 이러한 모바일 폰을 중심으로 정지영상 뿐만 아니라 동영상의 취득과 전송이 용이하여지고 이를 처리할 수 있는 임베디드 시스템용 운영체제와 응용 소프트웨어의 발달은 다양한 생체인식 기법을 이미 구축되어 있는 각종 통신망을 이용하여 손쉽게 적용할 수 있는 기술적 환경을 제공 하고 있는 실정이다. 이러한 하드웨어적인 기술의 발달과 더불어 기존의 인공지능 기술보다 한 단계 앞선 각종 패턴 인식 기술과 실시간 영상처리 기술은 지문, 얼굴, 홍채인식과 같은 단일 생체인식기술들의 상용화 및 응용 분야의 저변 확대에 크게 기여 하고 있다. 그러나 이러한 여러 가지 단일 생체인식 기법들이 상용화 되어 적용되고 있음에도 불구하고 관련 시장의 폭발

· 본 연구는 한국정보보호진흥원의 위탁과제로 수행되었습니다.

<sup>†</sup> 학생회원 : 충북대학교 제어계측공학과  
ghjswy@chungbuk.ac.kr

<sup>\*\*</sup> 학생회원 : 인하대학교 정보통신공학과  
nywoo@vision.inha.ac.kr

<sup>\*\*\*</sup> 정 회 원 : 한국정보보호진흥원 정보보호기술단  
ynshin@kisa.or.kr  
jskim@kisa.or.kr

<sup>\*\*\*\*</sup> 종신회원 : 인하대학교 정보통신공학과 교수  
hikim@inha.ac.kr

<sup>\*\*\*\*\*</sup> 정 회 원 : 충북대학교 제어계측공학과 교수  
mgchun@chungbuk.ac.kr

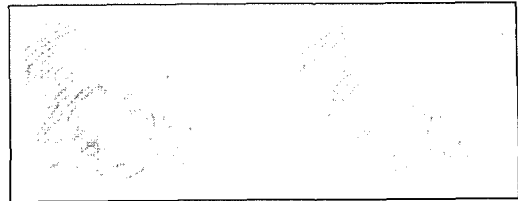
논문접수 : 2005년 11월 24일

심사완료 : 2007년 1월 24일

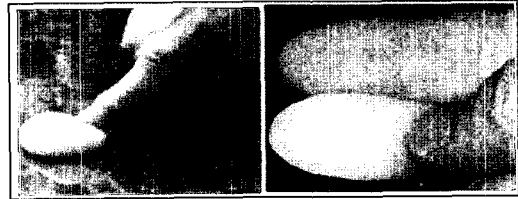
적 증가로 이어지지 못하고 사회적 요구가 있는 모든 분야에서 만족스러운 정도의 성능을 못 내고 있는 이유는 생체인식 기술이 주로 범죄와 관련된 용의자의 색출과 검거 등에 사용되어 온 관계로 이들 기술을 부정적 시각에서 보는 사회적 수용성의 문제와 생체정보를 취득하고 이를 데이터베이스화 하는데 따르는 개인의 프라이버시 논쟁이나 법적 제도적 뒷받침의 부족과 같은 기술적 관점에서 다음과 같은 문제점들이 주로 지적되고 있다[1,2].

그중 첫번째는 검출된 생체정보에서의 잡음으로 일반적으로 생체정보 검출 센서를 통해서 얻어진 정보는 원하지 않는 잡음을 포함하고 있으며, 그림 1의 (a)는 속눈썹과 같이 취득된 홍채 영상이고 그림 1의 (b)는 손가락으로부터 얻어진 저 품질의 지문영상을 예로 보이고 있다. 잡음 섞인 데이터는 결합이 있을 수 있으며 먼지가 묻은 지문센서와 적절히 관리되지 않은 센서의 경우와 얼굴인식에서의 불균일한 조명과 같이 바람직하지 않은 외부 조건에 의해서도 발생할 수 있다.

두번째는 동일인에 대해 취득된 생체데이터의 변이로 등록할 당시에 특정 개인의 템플릿을 만들기 위해 사용한 생체데이터와 검증을 위해 취득하는 생체데이터 사이에는 매칭 과정에서 부정적 영향의 변동이 존재하게 된다. 이는 대상자가 센서와의 접촉에 있어서의 상대적 움직임이나, 등록과정에 사용 했던 센서와 검증에 사용하는 센서의 종류나 특성이 다른 경우에도 발생할 수 있다. 특히 얼굴인식은 영상 취득 시 얼굴의 각도나 표정의 변화에 따라 민감한 편이며, 나이의 변환에 따른 얼굴 모습의 변화 같은 문제점을 야기 하고 있다. 세번째는 범용성의 결여로 이론적으로 생체인식에 사용되는 모든 생체정보는 범용성을 가져야 한다. 즉 모든 생체인식 대상자가 그러한 생체특징을 가지고 있어야 하나, 현실적으로 생체인식시스템을 구현하는 경우에 이러한 범용성이 만족되지 못하는 경우를 흔히 볼 수 있다. 지문인식에서 특정 대상자의 경우 용선에 대한 영상 품질이 매우 낮아서 특징점을 추출하기가 어려운 경우가 종종 있으며, 통계학적으로 볼 때 취득된 지문영상의 4% 정



(a) 용선에 대한 영상 품질이 낮은 지문영상

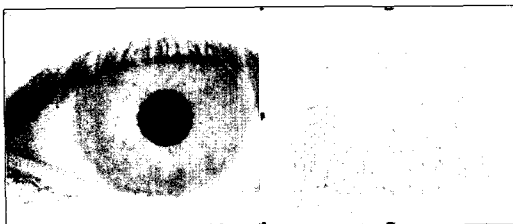


(b) 대상자와 동일한 지문을 갖는 가짜 손가락  
그림 2 시스템의 성능을 저하 시키는 요인

도가 지문인식이 곤란한 저 품질의 영상으로 분류 되는 것으로 알려져 있다. 위와 같은 경우는 등록실패율(Failure to enroll; FTE)과 관계가 있으며 시스템의 성능을 저하시키는 요인이 된다. 네번째는 가짜 생체정보에 의한 공격으로 시스템에 불법 침입을 위하여 합법적으로 등록된 사용자의 생체특징을 위조하는 경우이며, 공격은 서명이나 음성과 같은 개인의 행위적 특징을 이용하는 경우에 취약하다고 알려져 있으나, 그림 2에서와 같이 지문인식에서 실리콘이나 젤라틴을 이용하여 대상자와 동일한 지문을 갖는 가짜 손가락을 만드는 것이 가능하다고도 알려져 있다.

다섯번째는 단일생체인식시스템에서의 성능 한계로 앞서 지적된 여러 가지 단일생체인식시스템의 한계와 더불어 지금까지 연구된 각 단일 생체인식 기법의 인식 성능이 만족할만한 수준에 이르지 못한 것이 문제가 되고 있다. 이러한 단일 생체인식기법의 한계를 극복하기 위해 다수의 센서를 이용하여 동일한 생체 데이터를 취득하거나, 다수의 생체정보를 이용하는 방법으로 극복될 수 있다. 더욱이 이렇게 다중의 생체정보를 사용하는 경우에 인식률의 향상도 기대할 수 있음이 알려져 있다 [3-5]. 이와 같이 다중생체인식 시스템은 병렬적인 생체정보를 사용하여 사용자로 하여금 불편함을 최소화할 수 있고 많은 대상자를 상대로 적용하는 곳에서도 우수한 성능을 보일 수 있다[6].

이에, 본 논문은 등록자와 침입자를 더욱 분명히 구별할 수 있는 시스템으로 복제 등 인위적인 침입을 더욱 어렵게 할 수 있는 강인한 시스템을 구현하고자 생체정보 중 얼굴과 지문, 홍채를 이용하여 다중 생체 인식 시스템을 구현하였다. 얼굴인식과 지문인식을 위한 데이



(a) 저 품질의 홍채영상 (b) 저 품질의 지문영상  
그림 1 잡음에 의해 손상된 생체데이터

타는 BSSR1(Biometric Score Set Release 1)을 사용하였으며, 홍채인식을 위한 데이터는 CASIA(Chinese Academy of Science) 중국 홍채데이터와 CBNU(Chungbuk national university) 한국 홍채데이터를 사용하였다[7,8]. 또한 결합방법으로는 유사도 단계에서 가장 유용하게 사용되어 질 수 있는 가중치 합(Weighted Summation), SVM(Support Vector Machine), Fisher 분류기(Fisher Discriminant Analysis), 베이시안 분류기(Bayesian Classifier)를 사용하였다. 또한, 논문의 구성으로 2장에서 다중생체인식시스템에 관한 구성을 설명하고 3장에서는 다양한 다중생체인식 시스템을 위한 결합방법과 균등화 방법에 따른 비교 실험과 결과를 나타내었으며, 4장에서는 결론을 맺는다.

## 2. 다중생체인식 시스템의 구성

다중생체인식시스템의 구현방법은 동일한 생체특징에 대하여 서로 다른 특성을 갖는 다수의 센서로 측정하여 인식하는 방법인 다중센서(Multiple Sensor), 인식 알고리즘의 최종 단계에 해당되는 매칭 과정에 서로 다른 알고리즘을 쓰는 경우인 다중매칭(Multiple Matching), 인식대상이 되는 생체특징을 다수의 대상으로부터 취득하여 인식하는 경우인 다중 유니트(Multiple Unit), 동일한 생체인식 대상을 여러 번 취득하여 인식하는 경우인 다중입력(Multiple Impression), 여러 개의 생체인식 기법을 동시에 쓰는 것을 말하며 좁은 의미의 다중생체인식 기법이라고 할 수 있는 다중생체특징(Multiple Biometric)을 들 수 있다. 또한, 다중생체인식 시스템은 작동방식에 따라 직렬 모드, 병렬 모드, 계층 모드로 구분할 수 있는데, 직렬 모드는 하나의 생체인식시스템의 동작이 완료된 후 다른 생체인식시스템이 동작하는 방법을 들 수 있으며, 병렬 모드는 두개의 생체인식시스템이 동시에 동작하여 결과를 얻어내는 방법이다[9-12].

다중 생체 인식 시스템은 각 생체 정보들의 결합 방식에 따라 특징 단계(Feature-Level), 유사도 단계(Score-Level), 결정 단계(Decision-Level)로 구분될 수 있다. 특징 단계는 생체 정보의 특징 추출 시 두 가지 이상의 다른 방법을 이용하여 특징을 추출 한 후에 결합하는 방식이며, 유사도 단계는 정합 후 나오는 유사도를 융합하는 방식이고, 결정 단계는 정합 후 나온 결과의 신뢰성을 바탕으로 인증 여부를 결정하는 방식이다 [13]. 결정 단계는 각각의 생체인식 시스템이 주어진 특징 벡터에 대하여 매칭 값을 기준으로 두 가지 결정, 수락 또는 거부 중에 하나를 독자적으로 결정한다. 이 결과의 Boolean 조합으로 시스템의 최종적인 본인 여부 판단을 수행하게 되며, 이러한 구조는 각각의 생체인식 시스템을 완전히 독립적으로 운영하므로 다중생체인식

시스템의 구현이 용이한 장점이 있는 반면, 다수결 원칙 등을 적용하기 위해서는 최소 3개 이상의 생체인식 시스템을 구축해야 하는 등의 단점이 있다. 또한, 시스템 구현에 참여하고 있는 각 생체인식시스템의 인식율이 어느 정도 유사한 수준에 이르러야 전체시스템이 만족할만한 인식률을 보일 수 있다.

특정 단계는 각 센서로부터 취득된 데이터가 특징 벡터를 계산하기 위해서 사용되는 구조이며, 두개의 센서로부터 각각의 생체정보를 얻는 경우, 하나의 생체특징으로부터 추출되는 특징 값은 다른 것으로부터 추출되는 특징 값과 서로 독립이기 때문에 이들을 서로 묶어서 하나의 새로운 특징벡터로 만드는 것이 가능하다. 이렇게 만들어진 새로운 특징 벡터는 고차원을 값을 가지므로 새로운 고차공간에서 대상자를 잘 구별할 수 있는 것이 가능하다. 예를 들어 얼굴인식의 경우, 동일한 얼굴로부터 11차의 PCA(Principal Component Analysis) 계수와 11차의 LDA(Linear Discriminant Analysis) 계수를 각각 취득하는 경우, 이 두개의 특징벡터를 단순 결합하면 22차의 새로운 특징 벡터가 얻어지게 된다. 이를 이용하여 얼굴인식의 성능 향상을 꾀하는 방법이다. 동일한 생체특징이 아니더라도, 지문으로부터 10차의 특징 벡터가 얻어지고, 얼굴영상으로부터 15차의 특징 벡터가 얻어지는 경우에는 이들을 단순 결합하면 25차의 새로운 특징 벡터가 얻어지는 구조로 되어 있다.

유사도 단계는 시스템으로부터 입력된 특징벡터와 템플릿간의 유사도를 나타내는 매칭 값을 결합하여 대상자의 인증여부를 확실하게 하는 방식이다. 이러한 방식을 구현하기 위해서는 각 단일 생체인식 시스템으로부터 얻어지는 매칭 값이 일정범위(보통은 0과 1사이)에 속하도록 하는 정규화 과정(normalization)을 거치게 되며, 이후에는 이들 값을 결합하여 단일한 값을 만들어내는 융합 과정을 거치게 된다. 실제 구현의 관점에서 볼 때, 독자적으로 구현된 생체인식 시스템을 서로의 간섭 없이 물리적으로 결합할 수 있으므로 가장 널리 사용되는 결합 방식이라고 할 수 있다. 그러나 융합의 결과 만족할 만한 결과를 얻기 위해서는 정규화방법의 선택과 융합알고리즘의 선택에 있어서 최종 출력을 최적화 할 수 있도록 해야 한다.

최근 다중생체인식 시스템과 관련된 연구가 활발히 진행되고 있으나, 대부분의 경우는 앞서 기술된 결정단계(Decision-Level)에서의 융합에 대해서 모의실험이 수행된 관계로 직접적인 정량 비교가 어려운 상황이다. 예를 들어, Kalyan Veeramachaneni[14]의 최근 연구에서는 결정단계의 결합방식과 얼굴, 손, 음성을 융합하는 시스템으로 PSO(Particle Swarm Optimizer)와 베이시안 결정방법을 사용하여 모의 시험하였다. 이와는 다르

계, 본 연구에서는 얼굴인식과 지문인식, 홍채인식을 융합한 유사도 단계(Score-Level)에서의 다중생체인식 시스템을 평가한 것으로 베이지안 분류기, Fisher 분류기, SVM을 이용한 결합 기술에 대하여 테스트를 수행하였으며, 가중치 합을 이용하여 각 생체정보로부터 얻은 유사도에 가중치와 실제 생체데이터에 대하여 실험하였다. 또한, 여러 가지 균등화 방법 중 최소-최대 균등화, Z-SCORE를 이용한 균등화, 10진수 변환기법 균등화를 이용한 후 각각의 방법에 대한 생체데이터를 이용하여 인식 성능을 비교하였다.

그림 3에서 알 수 있듯이 유사도 단계의 시스템을 구성하기 위해서는 유사도에 대한 균등화 과정이 필요하며, 이것은 각 시스템으로부터 획득된 유사도가 언제나 동일한 의미를 갖지는 않기 때문에 만약 두 가지의 시스템이 결합되었을 경우 하나의 시스템은 데이터간의 거리를 도출하고 다른 시스템은 데이터간의 유사도를 도출할 경우 두 시스템에서 나온 정보를 결합하는 것은 무의미하며 잘못된 결과를 도출하게 될 것이다. 또한, 여러 시스템으로부터 나온 유사도가 동일한 범위의 유사도를 도출하지 않기 때문에 가공되지 않은 상태로 결합될 수 없으며, 각각의 독립적인 생체정보에 의해 산출된 여러 값은 분포 범위와 의미가 서로 다르기 때문에 정규화과정을 행해야 한다. 한편, 등록자와 침입자의 매칭 값의 분포는 매칭 값에 대해 일정 간격을 두고, 서로 떨어진 두개의 가우시안 곡선을 형성한다고 알려져 있다[15]. 즉, x축을 유클리디안 거리 값으로 보았을 때, 등록자와 침입자의 분포는 그림 4에서 보는 바와 같이 가우시안 분포특성을 갖는다.

그림 4는 식 (1)과 식 (2)에 의해 나타낼 수 있으며,  $o_i$ 는 개별 인식기의 매칭 값,  $\mu_i$ 는 개별 인식기(i)에 대한 등록자 분포의 평균값,  $\sigma_i$ 는 개별인식기(i)에 대한 등록자 분포의 표준편차일 경우 등록자와 침입자는 각기  $[\mu_i - 2\sigma_i, \mu_i + 2\sigma_i]$ 와  $[\mu_i + 2\sigma_i, \mu_i + 6\sigma_i]$ 에 약 95%

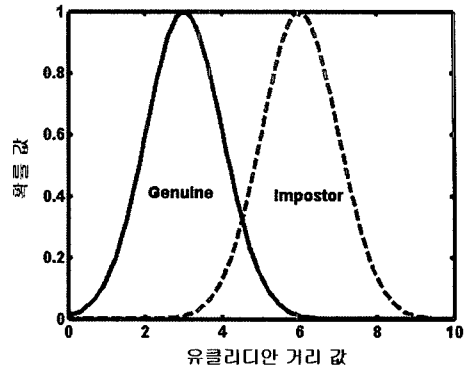


그림 4 등록자와 침입자의 가우시안 분포

정도 분포되어 있으며, 실험을 통해 이러한 분포특성을 확인하였다.

$$o_i = \frac{1}{1 + \exp(\tau_i(o_{i,orig}))} \tag{1}$$

$$\tau_i(o_{i,orig}) = \frac{o_{i,orig} - (\mu_i + 2\sigma_i)}{2\sigma_i} \tag{2}$$

또한, 두 가지 시스템이 결합되었을 경우 하나의 시스템은 데이터간의 거리를 도출하고 다른 시스템은 데이터간의 확률적 유사도를 도출할 경우 그림 4에서의 등록자와 침입자 분포 위치가 반대이다. 확률적 유사도를 도출할 경우 식 (1)과 식 (2)에 대하여 식 (3)과 식 (4)로 변환하여 사용할 수 있다.

$$o_i = \frac{1}{1 + \exp(\tau_i(-o_{i,orig}))} \tag{3}$$

$$\tau_i(o_{i,orig}) = \frac{o_{i,orig} - (\mu_i - 2\sigma_i)}{2\sigma_i} \tag{4}$$

시스템으로부터 얻은 유사도에 대한 균등화 과정으로, 균등화방법은 가장 간단한 방법인 최소-최대 균등화 (Min-Max Normalization)를 들 수 있다. 이 방법은 단일생체인식에 의해 생성된 유사도의 가장 작은 값과

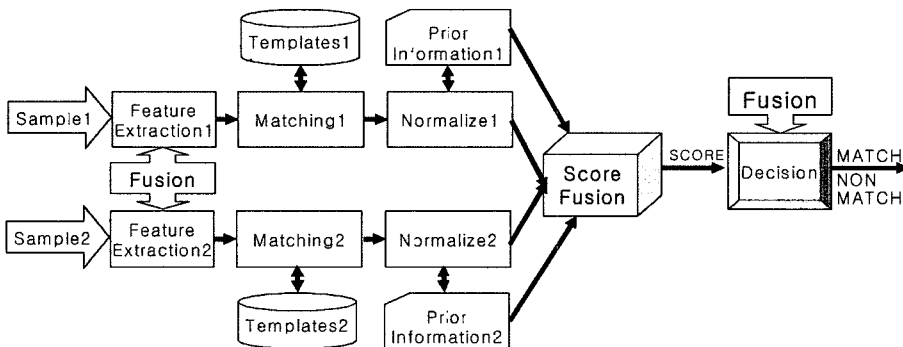


그림 3 정규화 과정을 포함한 다중 생체 인식 시스템 처리 과정

가장 큰 값을 알고 있을 때 최적의 성능을 보이는 것으로 0과 1사이의 상대적인 값으로 바꾸어 주며 식 (5)와 같이 표현된다.

$$s' = \frac{s - \min(s_k)}{\max(s_k) - \min(s_k)} \quad (5)$$

또 다른 방법은 Hampel에 의해 제안된 방법으로 높은 효율성을 보여주며 식 (6)과 같이 0과 1 사이 값으로 표현된다[13].

$$s' = \frac{1}{2} \left[ \tanh \left( 0.01 \frac{s - \text{mean}(s_k)}{\text{std}(s_k)} \right) + 1 \right] \quad (6)$$

또한, 중간 값을 이용한 균등화(Median and Median Absolute Deviation Normalization)는 평균과 표준편차를 이용하는 Z-Score방법에 비해서 효율성이 떨어지며 유사도의 분포가 가우시안 형태가 아닐 때 공통된 범위의 수치로 유사도들을 변환시키지 못하는 단점이 있고 식 (7)과 같이 표현된다. 10진수 변환기법 균등화(Decimal Scaling Normalization)는 여러 다른 단일생체인식기에서 도출되는 유사도들이 대수적으로 표현할 수 있는 범위에 있을 때 적용할 수 있는 방법으로 하나의 단일생체인식기가 0에서 1의 범위를 갖고 다른 단일생체인식기가 0에서 1000까지의 범위를 주었을 때 사용 가능하며, 식 (8)과 같이 나타낼 수 있다.

$$s' = \frac{(s - \text{median}(s_k))}{\text{median}(|s_k - \text{median}(s_k)|)} \quad (7)$$

$$s' = \frac{s}{10^n}, n = \log_{10} \max(s_k) \quad (8)$$

이에, 본 논문에서는 유사도 단계에서 사용될 수 있는 방법으로 등록자와 침입자의 매칭 값 분포를 확인해 가중치 합, SVM, Fisher 분류기, 베이시안 분류기를 사용하여 융합하는 다중생체 인식시스템을 설계하였으며, 전체 구조는 그림 5와 같이 나타내었다. 입력된 두 가지 생체 데이터를 이용하여 각 인식대상에 대해 특징추출 알고리즘을 적용하고, 획득된 특징벡터를 이미 학습된 데이터베이스와 비교하여 유사도를 얻어 결정공간을 형

성한 후 등록자와 침입자를 분류하는 분류 방법을 적용하여 최종 인증하는 구조로 되어 있다.

### 3. 다양한 다중생체인식 시스템을 위한 실험 및 결과

제안한 다중생체인식 방법에 대한 성능 평가를 위해 사용한 홍채 데이터베이스는 첫 번째로 한국 학교 내 학생들의 홍채 데이터베이스로 CBNU를 사용하였다. CBNU 홍채 데이터의 취득을 위해 LG전자에서 상용중인 홍채인식기의 카메라를 사용하였으며, 20대 초반에서 중반까지의 남학생들을 대상으로 하였으며, 안경을 착용한 사람은 벗은 상태에서, 렌즈를 착용한 사람은 렌즈를 착용한 상태에서 대상자 50명에 대하여 사람 당 왼쪽 눈에 대해 6개의 홍채영상을 취득하였으며, 이중 3장의 홍채영상은 학습영상으로 나머지 3장은 검증영상으로 사용하였다. 또한, 중국 홍채 데이터베이스로 CASIA를 사용하였으며, CASIA 홍채데이터는 아시아 사람들의 홍채를 취득한 것으로 한 달 간격으로 서로 다른 시점에 촬영한 그레이 이미지이고 80명으로부터 108개의 홍채를 사용하여 756장의 홍채영상으로 구성되어 있다. 본 연구를 위해 CASIA 데이터 중 50개의 홍채에 대하여 6개의 홍채 영상을 사용하였으며, 이중 3장의 홍채영상은 학습영상으로 나머지 3장은 검증영상으로 사용하였다.

홍채인식은 홍채 영상에 대해 학습영상과 검증영상을 분리한 후 학습영상에 대해 전처리 과정을 거쳐 홍채의 동공만을 추출한 후 홍채 패턴이 물려있는 영역을 펼친 홍채영역에 대해 4개의 방향의 가보 웨이블릿을 이용하여 특징이 되는 패턴을 두드러지게 하였다. 특징벡터를 추출하기 위해 PCA를 이용하여 특징벡터의 차원을 축소한 후 Fuzzy LDA를 이용하여 특징벡터를 획득할 수 있었다. 학습영상으로부터 얻어진 홍채영상의 특징 값과 검증영상의 특징 값에 대한 유사도를 측정하기 위해, 공분산 행렬에 기반 한 상관관계 계수를 이용하여 유사도를 얻을 수 있다[16].

실험을 위한 데이터베이스는 연구 목적에 따라 새로이 구축될 수도 있고, 생체 인식 알고리즘의 연구를 위한 공개 혹은 비공개 데이터베이스를 사용할 수도 있다. 다중 생체 인식 시스템 중에서도 유사도 단계의 결합방식을 이용한 연구일 경우 2004년에 NIST에서 내놓은 Biometric Scores Set을 이용하여 테스트 수행이 가능하다. 이에 본 연구에서는 다중생체인식을 위한 얼굴과 지문데이터로 NIST데이터를 사용하였다. NIST 유사도 데이터베이스의 BSSR1(Biometric Scores Set Release 1)은 정면 얼굴에 대한 정보를 습득하는 두 개의 얼굴 인식 시스템과 왼 손과 오른 손의 검지 지문 정보를 습득하는 한 개의 지문 인식 시스템으로부터 얻은 유사도

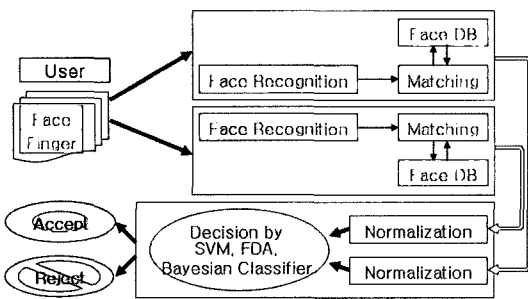


그림 5 다중생체 인식시스템의 전체 구조

집합이다[17]. BSSR1은 실제 다중 생체 시스템으로부터 얻은 유사도 데이터 즉, 같은 사람의 얼굴과 지문 정보로부터 얻은 유사도 데이터로 이루어져 있다.

BSSR1은 다중 생체 인식 시스템에서 사용하고 있는 결합 방식의 연구에 적합하게 구성되어 있으며, 데이터 집합은 세 가지 부분으로 나누어져 있다. 먼저 Set1은 517명에 대한 얼굴과 지문 유사도로 구성되어 있는데, 각각에 대해서 오른 손 검지 지문 두 개를 비교함으로써 생성되는 유사도, 왼 손 검지 지문 두 개를 비교하여 나오는 유사도, 그리고 두 개의 얼굴 인식 시스템으로부터 각각 두 개의 정면 얼굴 영상을 비교하여 생성된 값을 포함하고 있다. 결국 1개의 지문 인식 시스템과 2개의 얼굴 인식 시스템으로부터 4개의 유사도를 도출해내며, Set1은 전체 517명에 대해서 각각 4개의 유사도 과일을 가지게 된다. 이 데이터 집합은 지문 인식 시스템 1개와 얼굴 인식 시스템 2개로부터 나오는 유사도를 전체 517명에 대해서 행렬로 표현하였으며, 이 데이터들은 얼굴과 지문의 결합 방식에 대한 연구에 활용될 수 있

다. Set2는 6000명에 대한 지문 인식 시스템에 대한 유사도를 나타낸 것이며, Set3은 3000명에 대한 얼굴 인식 시스템에 대한 유사도를 나타낸 것이다. BSSR1의 각 데이터에 대한 구체적인 내용은 표 1에 정리하였다.

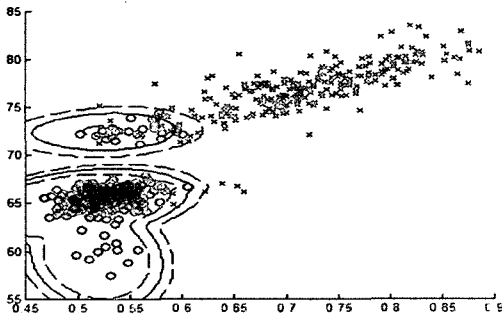
다중생체인식 실험을 위해 홍채와 홍채, 얼굴과 얼굴, 지문과 지문, 홍채와 지문, 지문과 얼굴, 홍채와 얼굴에 대하여 표 2와 같이 실험 데이터베이스를 구축하였다.

표 1 NIST Score Database Set 구성

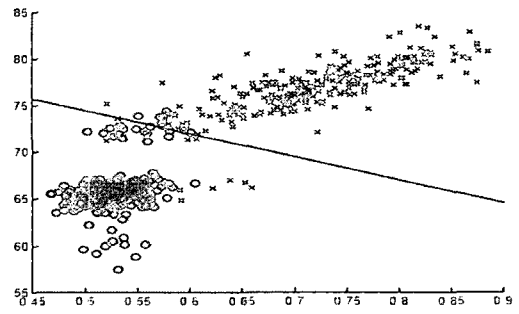
Specification	Set1	Set2	Set3
사람의 수	517	6000	3000
지문 시스템의 수	1	1	0
얼굴 시스템의 수	2	0	2
유사도 생성 시 사용되는 얼굴 영상의 수	2	0	2
유사도 생성 시 사용되는 지문 영상의 수	4	4	0
Score 수	2*517*517	2*6000*6000	2*3000*6000

표 2 다중생체인식을 위한 데이터 구성

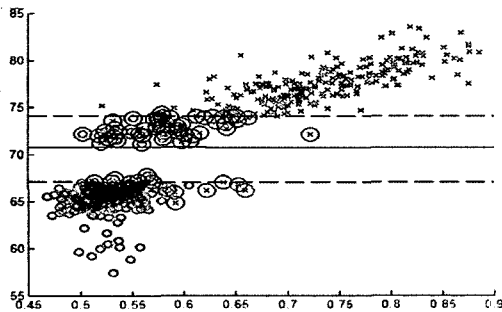
구분	홍채와홍채		얼굴과얼굴		지문과지문		홍채와지문		지문과얼굴		홍채와얼굴	
	CBNU	CASIA	BSSR1 (Set3)	BSSR1 (Set2)	CBNU	BSSR1 (Set2)	BSSR1 (Set1)	CBNU	BSSR1 (Set3)			
사람의 수	50	50	517	517	50	50	517	50	50			



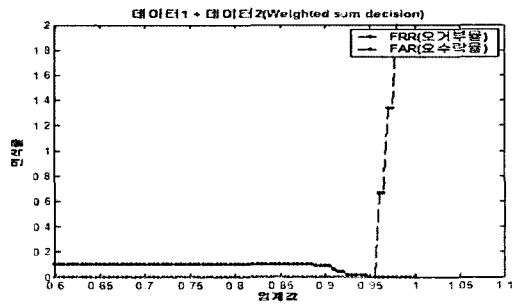
(a) 베이시안 분류기



(b) 베이시안 분류기



(c) 베이시안 분류기



(d) 베이시안 분류기

그림 6 얼굴과 얼굴을 이용한 다중생체인식

이때 홍채 데이터베이스의 사람 수가 50명으로 구축되어 있어 홍채와의 다중생체인식 실험은 50명을 기준으로 하였다.

이와 같은 얼굴, 지문, 홍채에 대한 결합방법으로 베이시안 분류기, Fisher 분류기, SVM, 가중치 합 등을 사용하여 결과를 비교 분석해 보았다. 그림 6은 서로 다른 얼굴인식 알고리즘에 의해 얻어진 얼굴과 얼굴인식의 유사도로 다중 알고리즘을 실험한 것으로 유사도에 대한 균등화를 하지 않은 원래 데이터에 대한 등록자(O)와 침입자(x)를 구분한 결과이다.

그림 7과 그림 8은 한 개인을 인증하기 위해 두 개인 이상의 개체로 홍채와 홍채, 지문과 지문을 이용한 다중 사례를 실험하였다. 그림에서와 같이 베이시안 분류기를 사용한 경우 등록자와 침입자의 비선형 분류를 함으로서 선형분류기인 Fisher 분류기보다 우수한 성능을 얻을 수 있었으며, 지문과 지문의 데이터 분포가 홍채와 홍채의 데이터 분포에 비해 분포간의 거리가 멀리 떨어져 있음으로 분류가 보다 용이함을 확인할 수 있었다.

그림 9와 그림 10, 그림 11은 다중의 다른 특성을 사용하는 방법인 다중 생체를 실험하였으며, 얼굴과 지문, 홍채와 얼굴, 홍채와 지문을 결합한 방법에 대하여 각각의 결과를 보이고 있다.

마지막으로 표 3은 균등화를 하지 않은 결합방법에

대한 인식성능을 나타낸 것으로 그림 6부터 그림 11까지의 인식률을 나타낸 것이다. 이에, 얼굴과 얼굴, 지문과 지문, 홍채와 얼굴을 융합한 경우 베이시안 분류기를 이용했을 때 가장 우수한 성능을 보였으며, 얼굴과 지문, 지문과 홍채를 융합한 경우 Fisher 분류기를 이용했을 때 가장 우수한 성능을 보였다. 또한, 홍채와 홍채를 융합한 경우는 베이시안 분류기와 SVM을 이용한 결과에서 우수한 성능을 보였다.

그림 12는 단일 생체인식과 다중 생체인식의 인식률 비교표를 보인 것으로 홍채와 얼굴의 경우 각각의 개별 인식률은 92%, 91%인 것에 반해 융합 후의 인식률은 96%의 성능을 보임을 알 수 있었다. 또한, 얼굴과 지문의 경우 각각의 개별인식률이 91%, 92%인 것에 반해 융합 후의 인식률은 100%의 성능을 보임으로서 우수한 결과를 얻을 수 있었다.

표 4부터 표 6은 여러 가지 균등화 방법 중 최소-최대 균등화, Z-SCORE을 이용한 균등화, 10진수 변환기법 균등화를 이용하여 균등화한 후 각각의 방법에 대한 성능을 나타낸 것으로, 균등화 방법에 따라 시스템 성능이 올라가는 것도 있으나 성능이 떨어지는 것도 있는 것으로 실험결과 알 수 있었다. 또한, 가중치 합은 사용한 균등화 데이터 중 학습데이터와 검증데이터로 나누어 학습데이터로부터 최적의 가중치를 얻은 후, 검증데

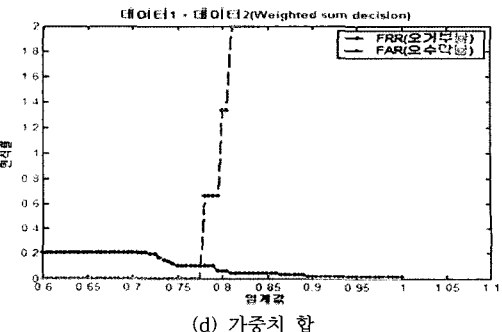
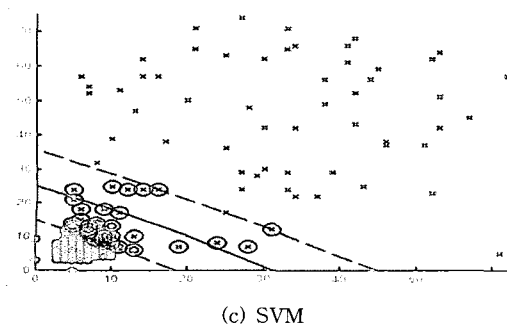
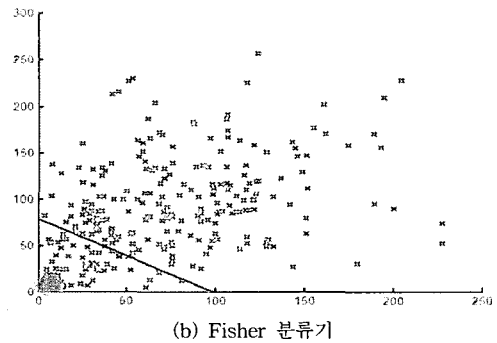
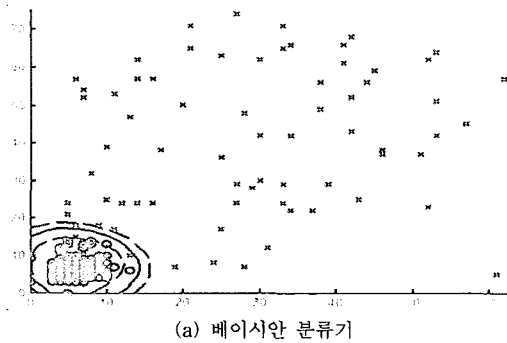
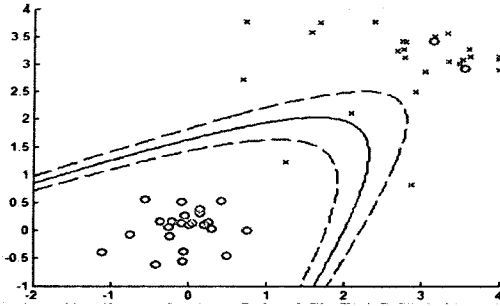
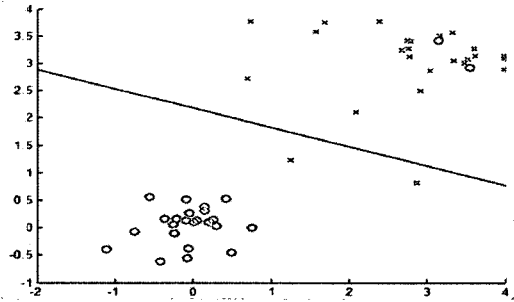


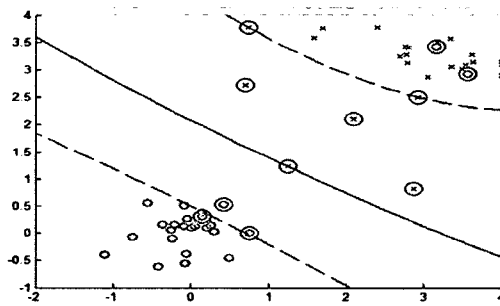
그림 7 지문과 지문을 이용한 다중생체인식



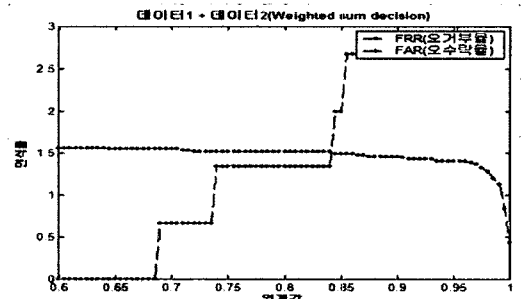
(a) 베이시안 분류기



(b) Fisher 분류기

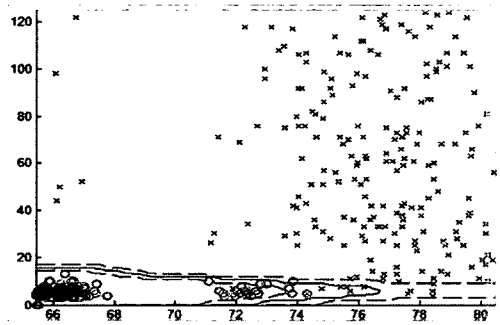


(c) SVM

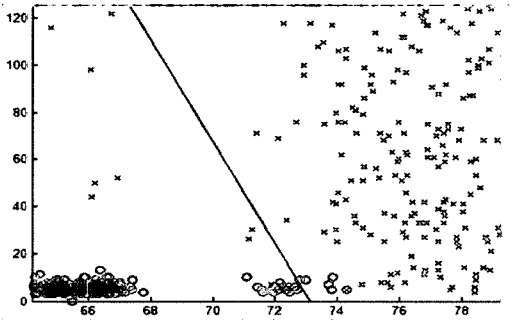


(d) 가중치 합

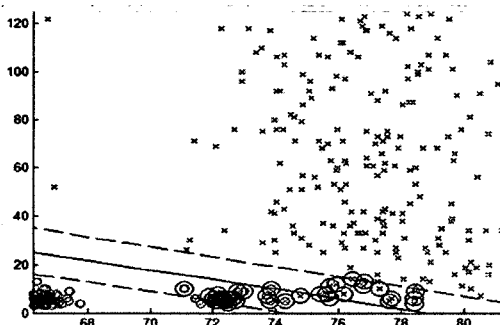
그림 8 홍채와 홍채를 이용한 다중생체인식



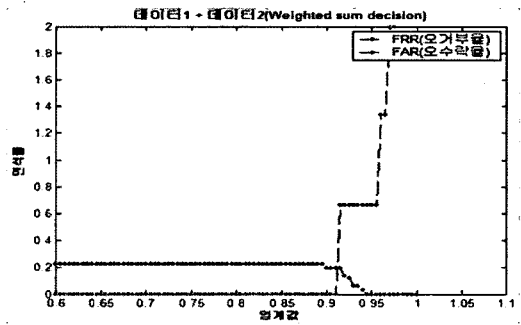
(a) 베이시안 분류기



(b) Fisher 분류기



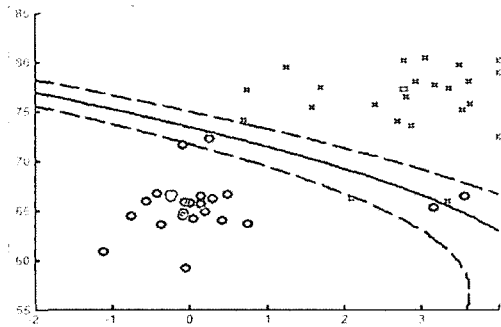
(c) SVM



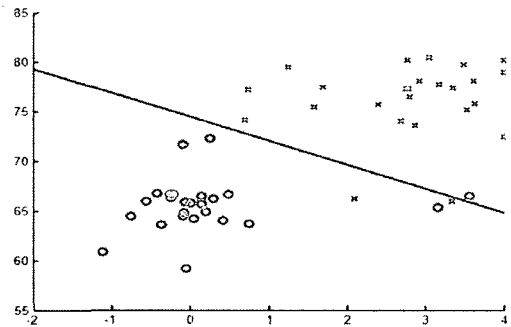
(d) 가중치 합

그림 9 얼굴과 지문을 이용한 다중생체인식

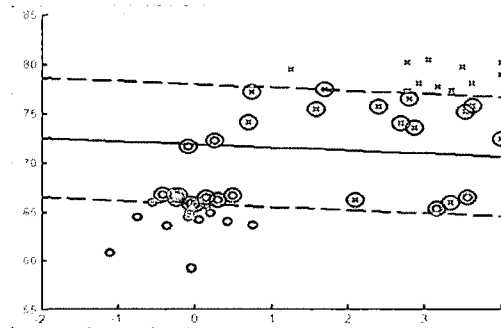




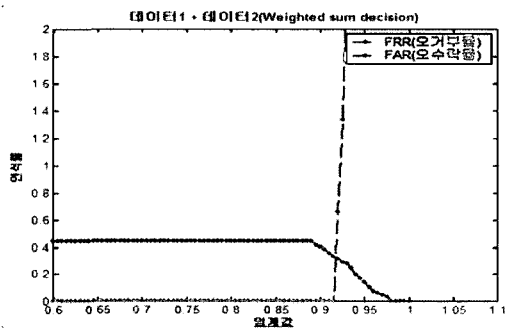
(a) 베이시안 분류기



(b) Fisher 분류기

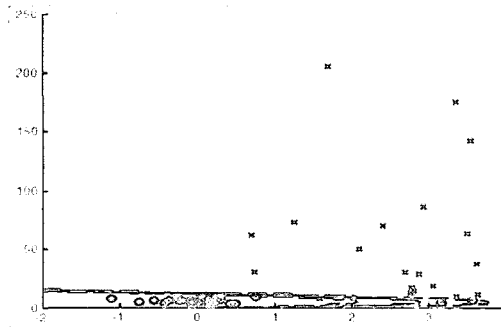


(c) SVM

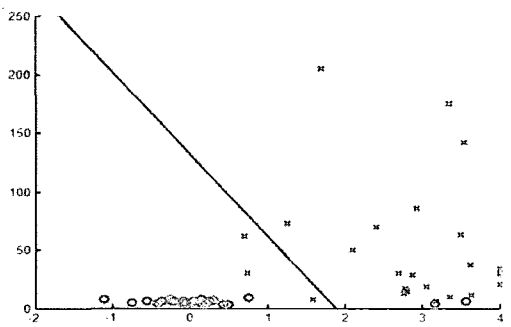


(d) 가중치 합

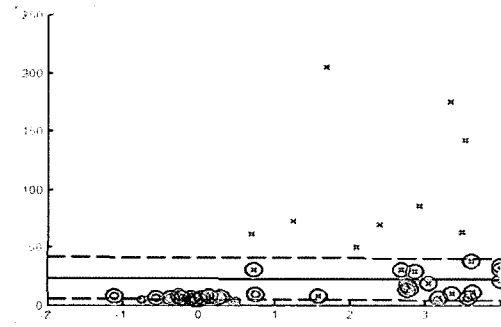
그림 10 홍채와 얼굴을 이용한 다중생체인식



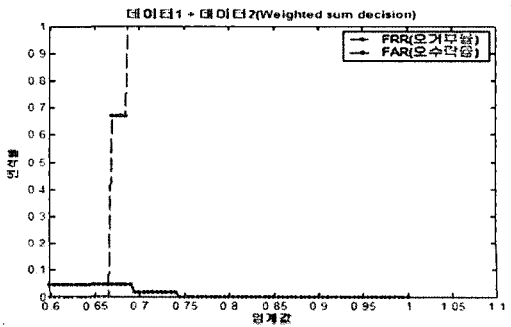
(a) 베이시안 분류기



(b) Fisher 분류기



(c) SVM



(d) 가중치 합

그림 11 홍채와 지문을 이용한 다중생체인식

표 3 균등화를 하지 않은 결합방법에 따른 다중생체인식 식 결과 (단위 : %)

	베이지안 분류기	Fisher 분류기	SVM	개별 인식률
얼굴과 얼굴	97	96	95	얼굴/얼굴 91%/87%
지문과 지문	99	98	98	지문/지문 96%/92%
홍채와 홍채	97	88	97	홍채/홍채 92%/96%
얼굴과 지문	99	100	98	얼굴/지문 91%/92%
지문과 홍채	97	98	94	지문/홍채 92%/92%
홍채와 얼굴	96	94	92	홍채/얼굴 92%/91%

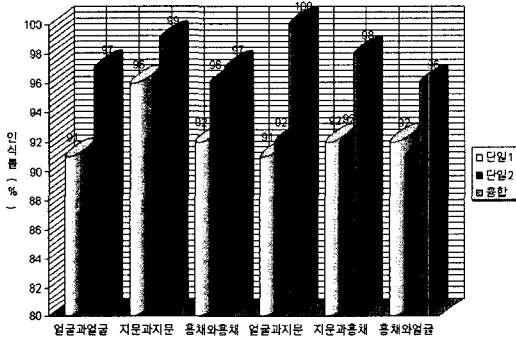


그림 12 단일생체인식과 다중생체인식의 인식률 비교표

이타를 적용하여 최종결과를 얻어내었다. 이때 가중치 합을 이용한 결과는 96%이상으로 균등화의 영향을 받지 않고 우수한 성능을 보임을 알 수 있었으며, 성능에 대한 결과는 EER(Equal Error Rate)일 때의 성능을 보인 것으로, 융합하는 대상자에 관계없이 비교적 우수한 성능을 보임을 알 수 있었다.

마지막으로 표 7은 다중생체인식을 위한 얼굴과 지문

표 4 최소-최대 균등화 후 성능 (단위 : %)

	베이지안 분류기	Fisher 분류기	SVM	가중치 합
얼굴과 얼굴	97	97	96	96
지문과 지문	97	89	97	94
홍채와 홍채	96	89	96	97
얼굴과 지문	99	98	96	99
지문과 홍채	96	94	92	97
홍채와 얼굴	98	96	95	98

표 5 Z-SCORE를 이용한 균등화 후 성능(%) (단위 : %)

	베이지안 분류기	Fisher 분류기	SVM	가중치 합
얼굴과 얼굴	98	96	96	90
지문과 지문	94	87	93	96
홍채와 홍채	96	88	96	97
얼굴과 지문	99	98	92	99
지문과 홍채	96	94	97	96
홍채와 얼굴	96	96	92	98

표 6 10진수 변환기법 균등화후 후 성능(%) (단위 : %)

	베이지안 분류기	Fisher 분류기	SVM	가중치 합
얼굴과 얼굴	97	97	85	98
지문과 지문	98	88	97	99
홍채와 홍채	96	89	97	98
얼굴과 지문	98	98	96	99
지문과 홍채	94	94	84	97
홍채와 얼굴	97	98	88	97

과 홍채에 대한 교차결합방법과 다중생체인식 융합방법, 그리고 단일생체인식의 균등화 방법에 의한 최종인식 결과를 나타내었다. 표에서 알 수 있듯이 얼굴과 얼굴을 융합한 경우 융합방법으로 가중치 합을 사용하고 균등화방법으로 10진수 변환기법을 사용한 경우와 베이지안

표 7 다양한 융합과 균등화 방법에 의한 최종 결과 (단위 : %)

융합대상	인식률	융합 방법	균등화 방법
얼굴과 얼굴	98	베이지안	Z-SCORE 균등화
		가중치합	10진수 변환기법 균등화
지문과 지문	99	가중치합	10진수 변환기법 균등화
		가중치합	10진수 변환기법 균등화
홍채와 홍채	98	가중치합	10진수 변환기법 균등화
		가중치합	Z-SCORE 균등화
얼굴과 지문	99	가중치합	10진수 변환기법 균등화
		가중치합	최소-최대 균등화
지문과 홍채	97	SVM	Z-SCORE 균등화
		가중치합	10진수 변환기법 균등화
홍채와 얼굴	98	가중치합	최소-최대 균등화
		가중치합	Z-SCORE 균등화
		Fisher분류기	10진수 변환기법 균등화

분류기를 사용하고 균등화방법으로 Z-SCORE를 사용한 경우 98%의 인식률을 얻을 수 있었으며, 지문과 지문을 융합한 경우 융합방법으로 가중치 합을 사용했을 경우가 가장 우수한 성능을 보임을 알 수 있었다. 그리고 얼굴과 지문을 융합한 경우 100%의 인식률로 균등화를 하지 않은 상태에서 Fisher 분류기를 사용했을 때가 가장 우수한 성능을 보일 수 있었다. 실험결과 가중치 합을 융합방법으로 사용하는 경우가 일반적으로 우수한 성능을 보임을 알 수 있었으며, 데이터에 따라 균등화를 하지 않은 경우도 우수한 성능을 보임을 알 수 있었다.

4. 결론

국내외에서 생체 정보를 이용하여 개인을 구별하기 위한 생체 인식 시스템 연구가 활발하게 이루어지고 있는 가운데 다중 생체 인식 시스템은 단일 생체 인식 시스템보다 더 높은 인식 성능을 제공함으로써 높은 보안을 요구하는 관리 시스템에서 사용될 수 있다. 이러한 생체 인식 기술은 테러 위협 등 일련의 사건들로 인하여 더 많은 관심을 받게 되었으며 이로 인하여 생체 인식에 대한 기술 개발과 다양한 응용 제품 등이 관심을 받고 있다.

본 논문에서는 얼굴인식과 지문인식, 홍채인식을 융합한 다중생체인식 시스템을 제안한 것으로 다중시스템 평가 방법인 유사도 단계에서의 베이지안 분류기, Fisher 분류기, SVM을 이용한 결합 기술에 대하여 테스트를 수행하였으며, 가중치 합을 이용하여 각 생체정보로부터 얻은 유사도에 가중치를 적용한 결과를 실험해 보았다.

실험결과 얼굴과 지문의 경우 각각의 개별인식률이 91%, 92%인 것에 반해 융합 후의 인식률은 100%의 성능을 보임으로서 우수한 결과를 얻을 수 있었으며, 다양한 균등화를 적용한 결과, 균등화 방법에 따라 시스템 성능이 올라가는 것도 있으나 성능이 떨어지는 것도 있는 것으로 확인 할 수 있었다. 이에, 가중치 합을 사용한 융합결과가 인식률 96%이상으로 균등화의 영향을 받지 않고 우수한 성능을 보임을 알 수 있었다.

참 고 문 헌

[1] K. Nandakumar, "Integration of Multiple Cues in Biometric Systems," Master Degree Dissertation, Michigan State University, 2005.  
 [2] 전명근, 생체인식(Biometric) 총론, 한국정보통신교육원, 2004.  
 [3] 서정우, 민동욱, 문종섭, "다중생체인식 시스템을 이용한 사용자인증에 관한 연구", 한국정보과학회 춘계학술대회, Vol. 30, No. 1, 2003.  
 [4] Dae Jong Lee, Keun Chang Kwak, Jun Oh Min,

Myung Geun Chun, "Multi-modal Biometrics System Using Face and Signature," A.Lagana et al.(Eds.): LNCS 3043, pp. 635-644, 2004.  
 [5] 강효섭, 한영찬, 김학일, "얼굴과 지문을 결합한 다중 생체인식 시스템의 실험적 연구", 한국정보과학회 추계학술대회, Vol. 29, No. 02, 2002.  
 [6] A. K. Jain, A. Ross, "Learning user-specific parameters in a multibiometric system," Appeared in Proceedings International Conference on Image Processin(ICIP), Rochester, New York, 2002.  
 [7] 강효섭, "다중 생체인식 시스템의 Fusion방법 및 평가 모델", 석사학위논문, 인하대학교, 2003.  
 [8] S. Dass, K. Nandakumar, and A. Jain, "A Principled Approach to Score Level Fusion in Multimodal Biometric Systems," AVBPA 2005, LNCS 3546, pp. 1049-1058, 2005.  
 [9] S. Garcia-Salicetti, M. Mellakh, L. Allano, and B. Dorizzi, "A Generic Protocol for Multibiometric Systems Evaluation on Virtual and Real Subjects," AVBPA 2005, LNCS 3546, pp. 494-502, 2005.  
 [10] N. Sedgwick, "Preliminary Report on Development and Evaluation of Multi-Biometric Fusion using the NIST BSSR1 517-Subject Dataset," Cambridge Algorithmica Limited, May 2005.  
 [11] N. Poh and S. Bengio, "A Score-Level Fusion Benchmark Database for Biometric Authentication," AVBPA 2005, LNCS 3546, pp. 1059-1070, 2005.  
 [12] "Working Draft Technical Report on Multi-Modal and Other Multi-Biometric Fusion," ISO/IEC JTC 1/SC 37 N968.  
 [13] A. Ross, A. K. Jain, "Information Fusion in Biometrics" Pattern Recognition Letters, Vol. 24, Issue 13, pp. 2115-2125, 2003.  
 [14] Kalyan Veeramachaneni, Lisa Ann Osadciw, "An Adaptive Multimodal Biometric Management Algorithm," IEEE Transactions on systems, PART C: Applications and reviews, Vol. 35, No. 3, 2005.  
 [15] Richard O.duda, Peter E.Hart, David G.Stork, Pattern Classification, Second Edition, Wiley& Sons, Inc., 2001.  
 [16] Hyoun-Joo Go, Keun Chang Kwak, Sung-Suk Kim, Myung-Geun Chun, "Face Recognition for Expressive Face Images," A.Lagana et al.(Eds.): LNCS 3046, pp. 924-932, 2004.

교 현 주

1999년 2월 한밭대학교제어계측공학과(학사). 2002년 2월 충북대학교제어계측공학과(공학석사). 2007년 2월 충북대학교제어계측공학과(공학박사). 관심분야는 Biometrics, Computer vision, 지능시스템





우 나 영

2001년 2월 계명대학교 컴퓨터공학과 졸업. 2006년 8월 인하대학교 정보통신대학원 정보통신공학과(석사). 2006년 9월~현재 엘지전자 디스플레이본부 DDC연구소 연구원. 관심분야는 생체인식, 패턴인식, 영상처리



신 용 녀

1999년 2월 숭실대학교 컴퓨터학과(학사). 2001년 9월 고려대학교 컴퓨터학과(공학석사). 2002년 1월~현재 한국정보보호진흥원 산업지원팀 주임연구원. 관심분야는 Biometrics, 정형기법, 정보보호



김 재 성

1986년 2월 인하대학교 전산학과(학사) 1989년 2월 인하대학교 전산학과(공학석사). 2005년 8월 인하대학교 정보통신(공학박사). 1996년 7월~현재 한국정보보호진흥원 산업지원팀 팀장. 관심분야는 Biometrics, 인지과학, 정보보호



김 학 일

1983년 2월 서울대학교 제어계측공학과(학사). 1985년 8월 (미)퍼듀대학교 전기컴퓨터공학과(석사). 1990년 8월 (미)퍼듀대학교 전기컴퓨터공학과(박사). 1990년 9월~현재 인하대학교 공과대학 교수 2001년 2월~현재 한국바이오인식포럼 시험평가분과 위원장. 2002년 1월~현재 한국정보보호학회 바이오인증연구회 위원장. 2003년 3월~현재 ISO/IEC JTC1/SC37(바이오인식) WG5 Rapporteur Group. 2005년 4월~현재 ITU-T SG17 Q.8(Telebiometrics) Rapporteur



전 명 근

1987년 부산대학교 전자공학과(학사). 1989년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(공학석사). 1993년 한국과학기술원 전기 및 전자공학과(공학박사). 1993년~1996년 삼성전자 자동화연구소 선임연구원 2000년~2001년 University of Alberta 방문교수. 1996년~현재 충북대학교 전기전자 컴퓨터공학부 교수. 관심분야 Biometrics, 감정인식, 지능시스템