

논문 2008-45CI-5-24

RBF 기반 유사도 단계 융합 다중 생체 인식에서의 품질 활용 방안 연구

(A study of using quality for Radial Basis Function based score-level fusion in multimodal biometrics)

최 현 석*, 신 미 영**

(Hyunsoek Choi and Miyoung Shin)

요 약

다중 생체 인식은 둘 이상의 생체 정보를 획득하여 이를 기반으로 개인 인증 및 신원을 확인하는 방법으로, 패턴 분류 알고리즘을 이용한 RBF 기반 유사도 단계 융합 다중 생체 인식은 입력된 생체 정보와 데이터베이스 내의 유사도를 나타내는 매칭값을 각 단일 생체 인식 시스템으로부터 제공받아 이를 이용하여 특징 벡터를 구성하고, 특징 공간상에서 사용자와 위조자를 구분해주는 최적의 판정 경계를 탐색하여 인식을 수행하는 방법이다. 이러한 패턴 분류 알고리즘의 경우 특징 벡터를 구성하는 각 매칭값이 동일한 신뢰도를 가지고 있다는 가정 하에 고정된 판정 경계를 구성하고 분류를 수행하게 된다. 한편, 생체 인식 시스템의 인식 결과는 입력되는 생체 정보의 품질에 영향을 받을 수 있음이 기존의 연구에서 보고되고 있는데, 이는 일반적인 RBF 기반 유사도 단계 융합 다중 생체 인식 시스템을 구성하고 있는 단일 생체 인식 시스템 중 하나의 시스템에 저품질의 생체 정보가 입력되어 신뢰할 수 없는 매칭값을 출력한 경우에는 이를 기반으로 구성된 특징 벡터의 판정이 오분류되거나 그 결과의 신뢰도가 감소될 수 있는 문제가 있다. 이에 대한 대안으로 본 논문에서는 각 단일 생체 인식 시스템에 입력되는 생체 정보의 품질을 활용하여 RBF 기반 유사도 단계 융합 다중 생체 인식 시스템에서 품질에 따라 유동적인 판정 경계를 구성하여 특징 벡터를 구성하는 각 매칭값이 판정에 미치는 영향을 조절하고자 하였다. 이를 통해 각 생체 정보가 그 품질에 따라 판정에 미치는 영향이 달리 적용될 수 있도록 하였으며, 그 결과 단일 생체 인식과 일반적인 RBF 기반 유사도 단계 융합 다중 생체 인식에 비해 보다 개선된 인식 결과와 신뢰도를 얻을 수 있었다.

Abstract

Multimodal biometrics is a method for personal authentication and verification using more than two types of biometrics data. RBF based score-level fusion uses pattern recognition algorithm for multimodal biometrics, seeking the optimal decision boundary to classify score feature vectors each of which consists of matching scores obtained from several unimodal biometrics system for each sample. In this case, all matching scores are assumed to have the same reliability. However, in recent research it is reported that the quality of input sample affects the result of biometrics. Currently the matching scores having low reliability caused by low quality of samples are not currently considered for pattern recognition modelling in multimodal biometrics. To solve this problem, in this paper, we proposed the RBF based score-level fusion approach which employs quality information of input biometrics data to adjust decision boundary. As a result, the proposed method with quality information showed better recognition performance than both the unimodal biometrics and the usual RBF based score-level fusion without using quality information.

Keywords: 다중 생체 인식, RBF, 품질, NIST BSSR1

* 학생회원, 경북대학교 전자과

(Graduate School of Electronics Engineering, Kyungpook National University)

** 정회원, 경북대학교 전자전기컴퓨터학부

(School of Electrical Engineering and Computer Science, Kyungpook National University)

※ 이 논문은 2006년 정부(교육인적자원부)의 재원으로 한국학술진흥재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (KRF-2006-511-D00369)

접수일자: 2008년6월10일, 수정완료일: 2008년9월4일

I. 서 론

생체 인식은 개인의 신체적 또는 행동학적 특징을 기반으로 개인의 신원을 인증하는 것으로, 이는 기존의 압호, 개인 인증 번호(Personal Identification Number) 방식의 개인 인증 및 보안 방식이 노출이나 도난, 분실 등의 문제로 한계를 보이고 있는 상황에서 개인 인증 및 신원 확인을 위한 새로운 수단으로 기대되고 있다. 그러나 최근까지 단일 생체 인식 기술이 많은 발전을 이루어 왔음에도 불구하고 각각의 생체 정보에 따른 다양한 문제점이 노출되고 있다^[1]. 이에 따라 높은 수준의 보안을 필요로 하고 대규모의 응용이 이루어지는 경우에는 단일 생체 인식 보다는 다중 생체 인식 기반 인증 기술의 사용을 권장하고 있는 추세이다^[2].

다중 생체 인식은 둘 이상의 생체 정보를 획득하여 개인 인증 및 신원을 확인하는 방법으로 특정 생체 정보를 획득하기 어려운 경우에도 이를 감안하여 개인 인증을 수행할 수 있는 장점이 있다. 이러한 다중 생체 인식은 융합 단계에 따라 특징 단계 융합(Feature-Level Fusion), 유사도 단계 융합(Score-Level Fusion) 그리고 결정 단계 융합(Decision-Level Fusion)의 3가지가 있다^[3]. 이 중 특징 단계 융합의 경우 입력된 생체 정보를 그대로 활용하므로 가장 높은 수준의 정보량을 가지고 있어 어떤 단계의 융합보다도 높은 신뢰성을 가질 수 있으나 개별 시스템의 생체 정보를 취합하는 과정에서 고차의 특징 벡터가 형성되어 이의 연산이 쉽지 않으며 이종(異種) 데이터의 융합 또한 어려운 단점이 있다. 반면 결정 단계 융합의 경우에는 개별 시스템에서 획득되는 수락 또는 거부의 제한된 정보만으로 최종 판단을 수행하므로 가장 낮은 수준의 정보량을 가지고 있어 그 신뢰성 또한 낮은 단점이 있다. 유사도 단계 융합은 특징 단계와 결정 단계의 중간 단계로써 개별 시스템의 매칭값(matching score)을 활용하는 방법으로 다른 단계에 비해 적절한 수준의 정보량과 신뢰성을 가지고 있어 활발히 연구되고 있다.

유사도 단계 융합은 두 가지 형태의 방법이 주로 사용되고 있다. 초기에는 각 단일 인식 시스템으로부터 획득된 매칭값을 합(sum), 최소값(min), 최대값(max)과 같은 방법으로 조합(combination)하여 하나의 단일 매칭값을 생성하고 이를 바탕으로 사용자의 인증 여부를 판정하는 조합 알고리즘이 주로 사용되었으며^[1, 4], 최근에는 각 매칭값을 벡터의 차원 값으로 사용하여 특징 벡터를 구성하고 이를 패턴 분류 알고리즘에 적용하여

사용하기도 한다^[5]. 이러한 패턴 분류 알고리즘의 경우 특징 벡터를 구성하는 각 특징이 동일한 신뢰도를 가지고 있다는 가정 하에 고정된 판정 경계를 구성하고 분류를 수행하게 된다.

한편, 최근에는 생체 인식에 사용되는 입력 생체 정보의 품질이 생체 인식 성능에 미치는 영향에 관한 연구에 많은 관심이 모이고 있다. 특히 FVC(Fingerprint Verification Competitions) 2004에서는 서로 다른 지문 센서를 통해 획득한 4개의 지문 영상 데이터베이스에 인위적으로 생성된 다양한 노이즈를 추가하여 저품질의 영상을 생성하고 인증 성능을 평가한 결과, 이전에 비해 인증 성능이 대폭 감소됨을 확인한 바 있다^[6].

즉, 일반적인 패턴 분류 알고리즘을 이용하여 구성된 유사도 단계 융합 다중 생체 인식 시스템에서 각 단일 생체 인식 시스템 중 하나의 시스템에 저품질의 생체 정보가 입력되어 신뢰할 수 없는 매칭값을 출력한 경우에는 이를 기반으로 구성된 특징 벡터의 판정이 오분류되거나 그 결과의 신뢰도(confidence)가 감소되는 문제가 발생할 수 있다. 그러므로, 각 단일 생체 인식 시스템에 입력되는 생체 정보에 대한 품질 측정과 이를 판정에 반영하기 위한 방안이 필요하다.

생체 인식에서 품질과 관련된 연구는 생체 정보의 품질 측정에 관한 연구와 그 활용에 대한 연구로 크게 나눌 수 있는데, 먼저 Bengio^[7]는 품질과 유사한 개념으로 매칭값의 신뢰도 측정 방법을 소개하고, 매칭값의 신뢰도가 융합 과정에 유용함을 보여주었으며, 이후 Poh와 Bengio^[8]에서 사용자와 위조자의 매칭값 분포 간의 마진(margin)에 기반을 둔 신뢰도 측정 방안을 제시한 바 있다. 한편, Bigun^[9]은 가중치 인자로써 단일 생체 인식 모듈(expert)의 정확도뿐만 아니라 개별 입력 샘플에 대한 신뢰도까지 함께 고려하는 expert conciliation scheme을 제안한바 있고, Fierrez^[10]는 베이지안 통계 모델과 SVM(Support Vector Machine) 분류기를 구성하는 과정에 품질을 활용하는 방법을 시도한 바 있다.

이에 본 논문에서는 패턴 분류 방법 중 하나인 RBF(방사 기저 함수, Radial Basis Function)를 이용한 유사도 단계 융합 다중 생체 인식에서 품질을 활용하기 위한 방안을 연구하였다. 이를 통해 입력 생체 정보의 품질에 따라 판정에 미치는 영향을 조절함으로써 유효적인 판정 경계를 구성하여 판정 신뢰도의 향상과 인증율을 개선하고자 한다. 이를 위해 II장에서는 RBF 기반 유사도 단계 융합 다중 생체 인식 시스템을 구성하기 위한 모델 변수와 이의 학습 방법에 대해 설명하고,

III장에서는 품질을 고려하기 위한 방안을 기술하였다. IV장에서는 실험에 사용된 데이터와 실험 방법에 대해 소개하고 결과를 분석하였으며, V장에서는 실험 결과를 토대로 본 연구의 의의와 향후 연구 과제에 대하여 논의하였다.

II. 다중 생체 인식을 위한 RBF 모델링

1. RBF 모델

RBF 모델은 입력층(input layer), 출력층(output layer), 그리고 하나의 은닉층(hidden layer)으로 구성된 신경망의 한 형태로, 일반적인 신경망이 입력(input vector)과 가중치(weight vector)의 곱에 의해 은닉 유닛(hidden unit)이 활성화되는데 반해, 입력과 중심(center or prototype vector)과의 거리에 의해 활성화되는 특성을 가지고 있다. RBF 모델에서 주어진 데이터의 입력값 x 와 출력값 y 에 관한 매핑 관계는 수식 (1)과 같은 함수의 형태로 표현할 수 있다.

$$y = f(x) = \sum_{j=1}^m \omega_j \phi_j(\|x - \mu_j\|) \quad (1)$$

즉, 입력층은 d 차원의 입력 데이터 $\{x_i \in \mathbb{R}^d, i = 1, \dots, n\}$ 각각에 대하여 은닉층에 있는 m 개의 커널 함수 $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_m$ 를 기반으로 데이터를 변환하여 커널 출력값 $\phi_1(x_i), \phi_2(x_i), \dots, \phi_m(x_i)$ 을 생성한다. 이것은 가중치 w_j 를 곱한 후 더해져 출력층에서 최종 출력값 y 를 생성한다. $\phi_j(\cdot)$ 는 가우시안 커널이 주로 사용되며, 이때의 최종 출력값 \hat{y} 는 수식 (2)와 같다.

$$\hat{y} = f(x) = \sum_{j=1}^m w_j \exp\left(-\frac{\|x - \mu_j\|^2}{2\sigma_j^2}\right) \quad (2)$$

여기서 μ_j 와 σ_j 는 커널 변수로써 가우시안 커널의 중심(center)과 너비(width)를 나타내며, $\|\cdot\|$ 은 유클리디안 거리(Euclidean distance)를 나타낸다. 이러한 RBF 모델은 커널 변수를 통한 비선형성(non-linearity)과 가중치 변수를 통한 선형성(linearity)을 함께 표현하는 것이 가능할 뿐만 아니라 이러한 변수들을 학습 과정에서 분리하여 다룰 수 있기 때문에 다른 비선형적 특성을 지닌 MLP(Multi-Layer Perceptron) 등에 비해 비슷한 수준의 분류 성능을 유지하면서도 학습 속도가 매우 빠르다는 장점이 있다^[11~12]. 그림 1은 바이어스 성

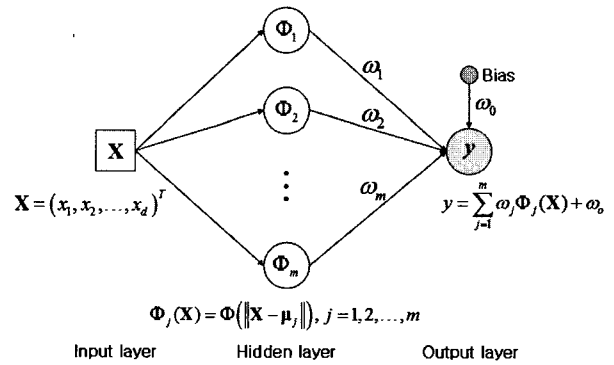


그림 1. 일반적인 RBF 모델의 구조
Fig. 1. General RBF model structure.

분을 포함하고 있는 일반적인 RBF 모델의 구조를 나타낸다. 이러한 가우시안 커널을 가진 RBF 모델은 은닉층을 통해 데이터의 비선형적 변환을 정의하는데 필요한 커널의 개수(m) 및 커널의 중심(μ)과 너비(σ), 그리고 은닉층으로부터의 결과를 출력층에 선형적으로 대응시키는 역할을 하는 커널 출력값의 가중치(w)에 의해 정의된다. 즉, RBF 모델링 문제는 주어진 데이터 $D = \{(x, y)\}$ 에 대하여, 모델 변수 $P = (m, \mu, \sigma, w)$ 의 적절한 값을 학습하는 문제로 요약될 수 있는데 이는 사용자 인증을 위한 다중 생체 인식의 관점에서 다음과 같은 문제로 재구성될 수 있다. 즉, 사용자에게 관한 다중 생체 정보가 주어졌을 때, 각 생체 정보별 단일 생체 인식 결과인 매칭값 s_1, \dots, s_d 로 구성된 특징 벡터를 $x = (s_1, \dots, s_d)$ 라고 하면, 사용자 인증의 문제는 특징 벡터 x 가 이루는 유클리드 공간 상에서 실제 사용자 와 위조자 간을 구분하는 최적의 판정 경계(optimal decision boundary)를 결정하는 문제로 대응될 수 있다. 그리하여, 이러한 판정 경계는 커널을 이용한 결정 모델 y 로서 나타낼 수 있으며, 주어진 학습 데이터 $D = \{(x, y)\}$ 로부터 비용 함수를 최소화할 수 있도록 변수를 적절히 학습함으로써 최종적인 판정 모델 $P = (m, \mu, \sigma, w)$ 를 얻을 수 있다.

2. RBF 학습 알고리즘

가. 커널의 개수

커널의 개수(m)는 모델의 복잡도(complexity)를 결정하는 요인으로 개수가 너무 적을 경우 모델이 단순화되어 under-fitting을 나타내는 반면, 너무 많은 경우에는 over-fitting을 나타내는 경향이 있기 때문에 둘 사이의 적절한 균형을 유지할 수 있도록 커널 개수를 결

정하여야 한다. 본 논문에서는 검증 데이터를 이용한 MSE(Mean Squared Error) 관찰을 통해 최적의 커널 개수를 선정하였다.

나. 커널의 중심

RBF 모델은 중심을 선정하는 방법에 따라 여러 접근 방법이 존재하는데^[13], 본 논문에서는 k-means 클러스터링^[14] 기반 학습 방법을 사용하였다. 즉, 학습 데이터를 k개의 군집으로 형성하고 각 군집을 구성하는 벡터의 평균값을 커널의 중심으로 사용하였다.

다. 커널의 너비

커널의 너비는 각 은닉 유닛의 중심이 영향을 미치는 범위와 연관되는데 본 논문에서는 각 중심마다 개별적인 너비(local width)를 선정하는 Moody and Darken^[15]의 너비 계산 방법을 사용하였다. 이 방법은 p-nearest neighbor heuristic 방법으로도 불리며, 중심들 사이의 너비가 중첩(over-lapping)되는 정도를 조절하여 모델의 학습 능력을 개선하는 방법이다. 이때 파라미터로서 몇 번째 인접한 중심까지 참고할 것인가를 결정하는 p 값을 통해 중첩되는 정도가 조절이 되는데, Moody and Darken^[15]은 논문에서 실험적인 결과로써 p=2를 권장하고 있다. 수식 (3)은 너비 계산을 위한 수식으로 p는 파라미터이며, C_j는 계산하고자 하는 너비를 가지는 j 번째 중심을 의미하고, C_i는 C_j로부터 i 번째 인접한 중심을 의미한다.

$$\sigma_j = \frac{1}{p} \left(\sum_{i=1}^p \| C_i - C_j \|^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (3)$$

라. 가중치

은닉층과 출력층 사이의 가중치 계산은 최소 제곱 오차(least squares error)를 기반으로 수행되는데 이는 수식 (4)와 같다.

$$E(\mathbf{w}) = \sum_{n=1}^N \{ t_n - \mathbf{W}^T \mathbf{H}(\mathbf{x}_n) \}^2 \quad (4)$$

t_n은 입력에 대한 실제 출력값이며, W는 가중치 벡터, H는 디자인 행렬, x_n은 입력, 그리고 N은 데이터의 개수를 의미한다. 이를 행렬 형태로 변환하여 정리하면 수식 (5)와 같은 해를 얻게 되며, 이를 통해 에러를 최소화 하는 최적의 가중치 벡터 W를 계산할 수

있다^[16].

$$\mathbf{W} = (\mathbf{H}^T \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{T} \quad (5)$$

상기 각 파라미터의 학습 방법을 바탕으로 RBF 모델링을 위한 알고리즘을 간략히 요약하면 다음과 같다.

INPUT

- X : Train data set n x d
- m : the number of kernels

ALGORITHM

1. Find the centers(μ) by K-means clustering
 - k = m
 - μ_j, j = 1, ..., m
2. Compute the widths(σ) by p-Nearest Neighbor Heuristic
 - p = 2
 - $\sigma_j = \frac{1}{p} \left(\sum_{i=1}^p \| C_i - C_j \|^2 \right)^{\frac{1}{2}}$
3. Build a design matrix H
 - $\Phi_j(\mathbf{x}) = \exp\left(-\frac{\| \mathbf{x} - \mu_j \|^2}{2\sigma_j^2}\right)$
 - $\mathbf{H} = \begin{bmatrix} 1 & \Phi_1(\mathbf{x}_1) & \dots & \Phi_m(\mathbf{x}_1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & \Phi_1(\mathbf{x}_n) & \dots & \Phi_m(\mathbf{x}_n) \end{bmatrix}$
4. Compute weights(w)
 - $\mathbf{w} \equiv (w_0, w_1, \dots, w_m)$
 - $\mathbf{w} = (\mathbf{H}^T \mathbf{H})^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{T}$

III. 생체 정보의 품질을 활용한 RBF 모델

RBF 모델을 이용한 다중 생체 인식은 앞서 설명한 바와 같이 매칭값으로 구성된 특징 벡터를 기반으로 유클리드 공간상에서 사용자와 위조자간의 최적의 판정 경계를 결정하는 문제로 대응되었다. 하지만, 이러한 RBF 모델과 같은 패턴 분류 기반의 다중 생체 인식은 특징을 구성하는 각 매칭값들이 동일한 신뢰도를 가진다는 전제하에 수행되는 것으로 만일 하나의 매칭값이 저품질의 생체 정보에 의해 획득되어 신뢰도가 떨어진다면 이를 이용하여 수행된 최종 인식 결과의 신뢰도 또한 감소될 수 있다.

이에 대해 Fierrez^[10]는 SVM 기반의 다중 생체 인식에서 품질 정보를 활용한 신뢰도 고려방안을 제시한 바

있다. 즉, SVM의 학습 단계에서 품질 정보를 이용하여 비용 함수(cost function)를 계산하고 이를 이용하여 저품질 샘플이 판정 경계 구성에 미치는 영향을 감소시켰으며, 판정 단계에서는 다수의 다른 생체 정보의 조합으로 학습된 SVM을 조합하는데 있어 품질 정보를 활용하여 계산된 교환 계수(trade-off coefficient)를 이용하였다.

본 연구에서는 Fierrez^[10]의 방법을 RBF에 적용해 보았는데, RBF 모델의 학습 과정은 SVM과 다르기 때문에 품질을 활용하기 위해서는 다른 형태의 학습 방법이 필요하였다. 이를 위해 본 연구에서는 RBF 모델의 학습 단계에서 학습 데이터를 품질을 기준으로 필터링(filtering)을 수행하여 저품질의 샘플이 학습에 미치는 영향을 차단하였다. 이는 일반적으로 저품질 샘플이라면 이상치(outlier)로 간주할 수 있으며, 이러한 이상치들은 학습 단계에서 모델의 일반화를 저해하는 요인이므로 이러한 샘플들을 학습 단계에서 제외하는 것이 효과적이라고 판단했기 때문이다. 한편, 필터링의 문턱치(threshold)에 따라 학습에 사용되는 샘플의 개수가 달라지는데 너무 높은 문턱치를 사용할 경우 학습에 사용되는 데이터의 개수가 작아져 오히려 일반화가 감소될 수 있으며, 너무 낮을 경우에는 저품질 샘플에 의한 영향이 증가되므로 적절한 문턱치의 사용이 필요하다. 판정 단계에서는 교환 계수를 활용하였다. 이는 M개의 생체 정보가 있을 때 M개의 생체 정보를 모두 이용한 RBF 모델 1개와 각기 다른 M-1개의 생체 정보를 이용한 RBF 모델 M개로 구성되는데, 이들 M+1개의 RBF 모델에 대해 품질에 의해 계산된 각기 다른 교환 계수

를 곱함으로써 각각의 RBF 모델들이 판정에 기여하는 정도를 조절하여 최종적으로 품질에 따라 판정 결과가 달라질 수 있게 된다. 이때 교환 계수들의 합은 1이 되며, 각 생체 정보들이 가지는 품질의 값은 [0, 1] 사이에 분포하도록 하였다. 한편, 품질이 $q_{T,1} \leq \dots \leq q_{T,M}$ 일 때 입력은 $\mathbf{x}_T = [x_{T,1}, \dots, x_{T,M}]$ 로 재정렬되며, 이때 교환 계수 β_j 는 수식 (6)으로 계산된다. 계산된 교환 계수를 이용한 최종 판정식은 수식 (7)과 같다.

$$\beta_j = (q_{T,M} - q_{T,j}), j = 1, \dots, M-1 \quad (6)$$

$$f_{RBF_Q}(\mathbf{x}_T) = \beta_1 \sum_{j=1}^{M-1} \frac{\beta_j}{\sum_{r=1}^{M-1} \beta_r} f_{RBF_j}(\mathbf{x}_T^{(j)}) + (1 - \beta_1) f_{RBF}(\mathbf{x}_T) \quad (7)$$

위 식에서 $\mathbf{x}_T^{(j)} = [x_{T,1}, \dots, x_{T,j-1}, x_{T,j+1}, \dots, x_{T,M}]^T$ 이다. 이를 통해 저품질의 샘플로부터 획득된 매칭값이 판정에 미치는 영향을 최소화할 수 있게 된다. 그림 2는 본 연구에서 제안된 품질을 활용한 RBF 기반 유사도 단계 융합 다중 생체 인식 모형을 나타낸다.

IV. 실험

1. 실험 데이터

실험 데이터는 NIST에서 제공하는 생체 인식 유사도 데이터인 BSSR1(Biometric Score Set Release 1)^[17]을 사용하였다. BSSR1은 동일인에 대해 두 개의 얼굴 인식 시스템(익명의 시스템 C와 G)과 한 개의 지문 인식 시스템에 대한 양손 지문(LI, RI) 인식 결과로 구성된 데이터베이스이다. 이 데이터는 유사도 단계 융합 방식의 다중 생체 인식 연구에 적합한 데이터로 얼굴과 지문 데이터로 구성된 집합 1과 지문 데이터만으로 구성된 집합 2, 그리고 얼굴 데이터만으로 구성된 집합 3으로 나누어 구성되어 있다. 본 실험에서는 집합 1을 이용하였다. 집합 1은 517개의 사용자 데이터와 266,772개의 위조자 데이터로 구성되어 있으며 이 중 얼굴 인식 시스템 C에 의한 얼굴 데이터 하나가 잘못된 결과를 가지고 있어 516개의 사용자 데이터와 266,256개의 위조자 데이터로 구성된다. 실험은 이 데이터에서 11,000개의 데이터를 추출(sampling)하여 사용하였는데 이는 500개의 사용자 데이터와 10,500개의 위조자 데이터로 구성된다. 학습 및 검증 데이터는 각각 100개의 사용자 데이터와 400개의 위조자 데이터로 구성되며, 테스트

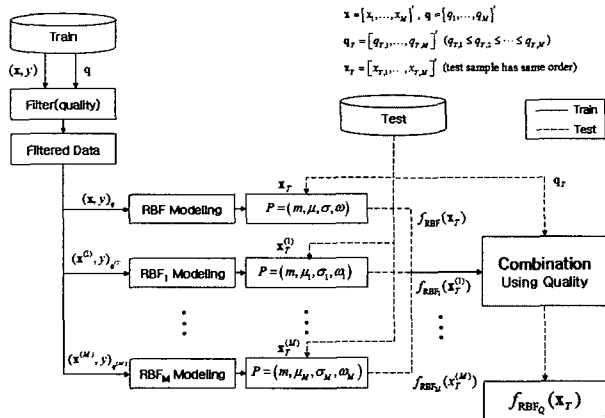


그림 2. 품질을 활용한 RBF 기반 유사도 단계 융합 다중 생체 인식 모형

Fig. 2. RBF-based score-level fusion multi-modal biometrics model using quality.

데이터는 300개의 사용자와 9,700개의 위조자 데이터로 구성하였다.

한편, 품질 활용에 따른 인식 성능을 분석하기 위해, 각 생체정보별 매칭값에 대해 품질 값을 임의로 지정하였다. 이를 위해 각 생체정보별로 구분하여 매칭값을 Min-max 정규화를 수행하여 [0, 1] 사이의 분포를 가지도록 조정하고 값의 범위에 따라 4단계로 나누어 품질 값을 지정하였는데, 0과 1에 가까울수록 높은 값을 가지도록 하고, 0.5에 가까워질수록 낮은 값을 가지도록 하였으며 단계별로 0.2, 0.5, 0.8, 1의 값을 가지도록 하였다.

2. 실험 방법

본 논문에서의 실험은 각 목적별로 나누어 다음과 같이 수행되었다. 먼저, 학습 및 검증 데이터를 이용하여 커널의 개수를 2개에서 100개로 변화시켜가며 MSE의 변화를 관찰하였다. 이는 커널 개수 변화에 따라 학습 데이터 및 검증 데이터에서 발생하는 MSE의 변화를 관찰함으로써 적절한 복잡도를 가질 수 있는 커널 개수를 선정하기 위해서이다. 이때 MSE는 k-means 클러스터링 방법이 가지는 임의성의 영향을 줄이기 위해 각 커널 개수에 대해 10번 반복 수행 후 평균을 사용하였다.

둘째, 앞서의 실험을 통해 선정된 커널 개수를 기반으로 품질 활용 여부에 따른 성능을 비교하였다. 이때 생체 정보의 개수를 2개에서 4개로 변경해가며 생체 정보 개수에 따른 성능 변화도 함께 살펴보았다. 이때 사용한 데이터는 생체 정보의 개수가 2개일 때는 얼굴 인식 시스템 C와 왼손 지문 인식 결과(LI)를 사용하였으며, 3개일 때는 오른손 지문 인식 결과(RI)를 추가하고, 4개일 때는 4개의 시스템의 결과를 모두 사용하였다. 더불어 각 생체 정보의 개수에 대해 각 단일 생체 인식의 성능도 함께 비교하였다.

마지막으로 품질 활용 유무에 따른 판정 경계의 변화를 관찰하기 위해 앞서 사용하였던 2개의 생체 정보를 가진 데이터에 대해 품질을 고려하지 않은 경우의 판정 경계와 품질을 고려한 경우의 판정 경계를 함께 나타내었다.

상기의 모든 실험에서 각 매칭값에 대한 전처리 과정으로 Min-max 정규화를 적용하였는데 이는 각 단일 인식 시스템으로부터 획득된 매칭값이 언제나 동일한 의미를 가지고 있지 않기 때문이다. 즉, 하나의 시스템에서는 매칭값으로 0에서 10사이의 범위를 가지는 값을 출력하고 다른 시스템에서는 0과 1사이의 값을 출력한

다면, 이들을 동일하게 간주하여 융합한 결과는 잘못된 결과가 될 수 있기 때문이다^[18-19]. 또한, RBF 모델과 같이 유클리디안 거리에 기반을 둔 신경망의 경우 각 특징들이 정규화 되지 않게 되면 거리 계산이 큰 범위를 가지는 특징에 의해 좌우되므로 올바른 결과가 도출될 수 없게 된다^[12]. 한편, 품질 정보를 고려한 경우 필터링을 위한 문턱치로 0.5를 사용하였다.

3. 실험 결과

가. 커널 개수 선정 실험 결과

그림 3은 커널 개수에 따른 학습 및 검증 데이터의 MSE 변화를 나타낸 것으로, 실선은 학습 데이터의 MSE이고, 점선은 검증 데이터의 MSE이다. 실험 결과 학습 데이터의 MSE는 커널의 개수가 증가함에 따라 전반적으로 감소하는 형태를 보여주었으며, 검증 데이터는 커널의 개수가 50개 이하일 때는 학습 데이터와 유사한 형태를 보여주나, 50개 이상일 때는 전반적으로 증가되는 모습을 보여주었다. 실험 결과를 바탕으로 커널의 개수는 4개를 선정하였는데 이는 4개일 때 까지는 학습 데이터 및 검증 데이터 모두 MSE가 지속적으로 감소되었으며, 그 이후로는 변동이 발생하여 특정 지점의 선택이 어려웠기 때문이다.

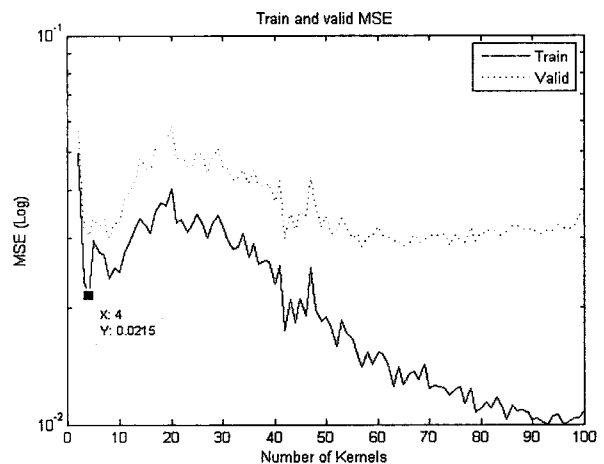
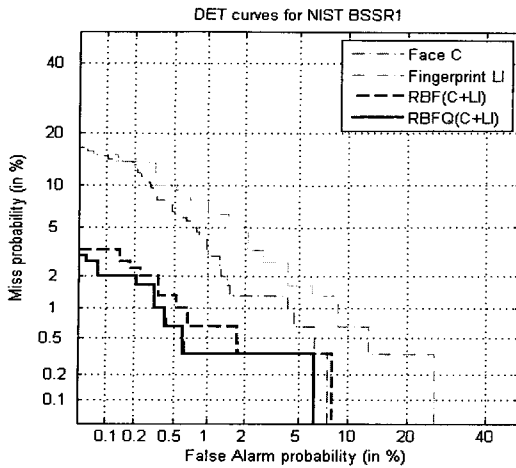


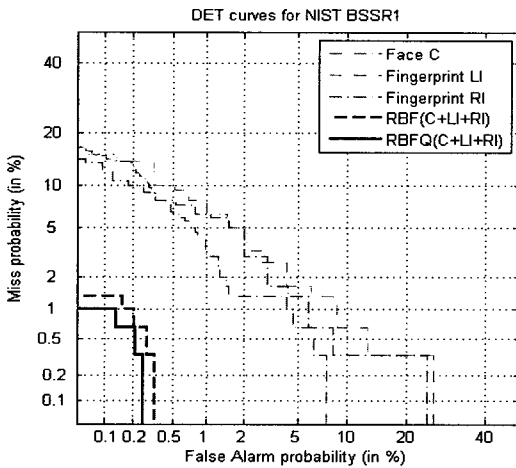
그림 3. 학습 및 검증 데이터의 MSE 그래프
Fig. 3. MSE of the Train and Validation data.

나. 품질 활용한 RBF 모델 실험 결과

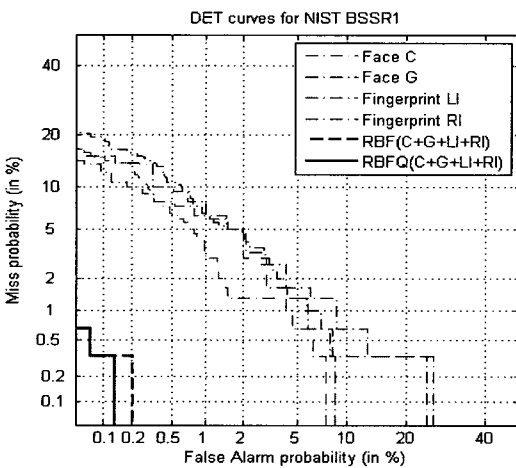
제안된 방법의 인식 성능을 평가하기 위해 DET (Detection Error Tradeoff) 그래프를 사용하였다. DET 그래프는 생체 인식 시스템에서 발생한 에러인 FRR(본인거부율, False Reject Rate)과 FAR(타인수용율, False Accept Rate)의 관계를 나타낸 그래프으로써



(a) 얼굴 인식 시스템(C) + 지문 인식 시스템(LI)



(b) 얼굴 인식 시스템(C) + 지문 인식 시스템(LI, RI)



(c) 얼굴 인식 시스템(C, G) + 지문 인식 시스템(LI, RI)

그림 4. 품질을 활용한 RBF 기반 유사도 단계 융합 다중 생체 인식 모형

Fig. 4. RBF-based score-level fusion multi-modal biometrics model using quality.

AUC(Area Under the Curve) 분석을 통해 시스템 간의 성능을 직관적으로 비교할 수 있다^[20]. 즉, DET 그래프에서는 그래프 아래의 면적이 작을수록 좋은 성능을 나타내므로 여러 개의 그래프가 있다면 가장 적은 면적을 가지는 시스템이 더 좋은 성능을 가진다고 볼 수 있다.

그림 4의 DET 그래프에서 1점 쇄선은 단일 생체 인식 성능을 나타내며, 점선은 품질을 고려하지 않은 경우의 RBF 기반 유사도 단계 융합 다중 생체 인식 성능을 나타내며, 실선은 품질을 활용한 경우를 나타낸다. 먼저 (a), (b), (c) 그래프에서 다중 생체 인식이 단일 생체 인식에 비해 향상된 인식 성능을 가지며 이는 생체 정보의 개수가 2개에서 4개로 증가함에 따라 더욱 개선됨을 볼 수 있다. 더불어 품질을 활용한 경우에는 그렇지 않은 경우에 비해 인식 성능이 향상됨을 볼 수 있는데, 기존의 연구에서 Fierrez^[10]는 품질을 활용한 경우 그렇지 않은 경우에 비해 EER(Equal Error Rate)이 18% (1.65% EER) 향상됨을 보여주었다. 이와 비교해 본 연구에서는 생체 정보의 개수에 따라 2개인 경우 약 14% (1.82% EER), 3개인 경우 약 18% (1.35% EER), 그리고 4개인 경우 약 40% (1.13% EER)의 향상이 있었다. 실험에 사용된 데이터가 다르기 때문에 직접적인 EER 수치 비교는 어렵지만, 품질 활용 여부에 따른 EER의 변화에서 유사한 수준의 향상을 관찰할 수 있었다. 한편, 생체 정보가 증가한다고 해서 인식 성능이 항상 개선된다고 일반화하기에는 어려움이 있지만, BSSR1 데이터를 이용한 다중 생체 인식에서는 2개의 생체 정보를 이용하는 것보다 4개의 생체 정보를 이용하는 것이 더 좋은 인식 성능을 가질 수 있다고 판단된다.

다. 품질에 따른 판정 경계 변화 실험 결과

그림 5는 품질 고려 여부에 따른 판정 경계의 변화를 나타낸 그래프로 점선은 품질을 고려하지 않은 경우의 판정 경계를 나타내며, 실선은 품질을 고려한 경우를 나타낸다. 이때 품질을 고려한 경우에 나타나는 판정 경계는 테스트 데이터의 품질 값에 따라 자동 조정된 것으로 그림 5에 나타난 품질에 따른 판정 경계는 얼굴 인식 시스템 C에서의 품질 값은 1로, 왼손 지문 인식에서의 품질 값은 0.2로 가정하여 얻은 결과이다. 품질을 고려한 경우 지문 인식 결과는 얼굴 인식에 비해 매우 낮은 품질을 가지고 있어 판정에 거의 영향을 미치지 못함을 볼 수 있으며, 다중 생체 인식 결과는 주로 얼굴 인식 매칭값에 의해 결정됨을 볼 수 있다. 이를 통해 품

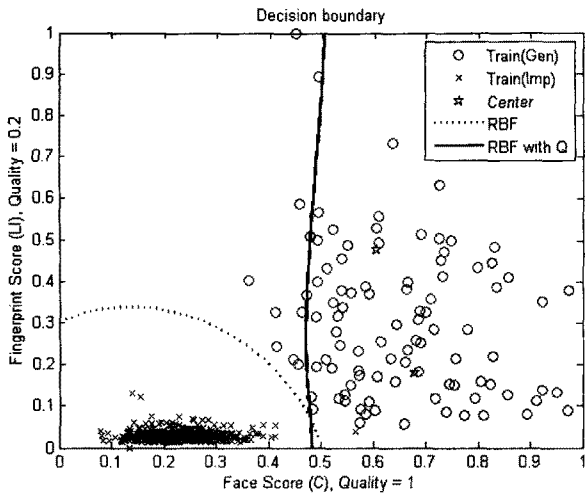


그림 5. 품질 고려 여부에 따른 판정 경계 변화
 Fig. 5. The change of the Decision boundary with quality.

질에 따라 판정에 미치는 영향이 조절될 수 있음을 확인하였다.

V. 결 론

본 논문에서는 RBF 기반 유사도 단계 융합 다중 생체 인식에서 품질을 활용하기 위한 방안을 제안하였다. 각 단일 생체 인식 시스템에 입력되는 생체 정보의 품질을 활용하여 각 시스템에서 출력되는 매칭값이 최종 판정에 미치는 영향을 조절함으로써 최종 판정 결과의 신뢰성을 높이고자 하였다. 실험 결과 품질을 활용하여 유동적인 판정 경계를 구성함으로써 보다 신뢰성 있는 판정을 수행하면서도, 인식 성능의 개선 또한 확인할 수 있었다. 더불어, 생체 정보 개수가 인식 성능에 미치는 영향 또한 확인할 수 있었는데, BSSRI 데이터의 경우에는 4개의 모든 단일 생체 인식 결과를 활용한 경우가 가장 좋은 결과를 보여주었다. 본 논문에서는 각 단일 생체 인식 시스템에 입력되는 생체 정보의 품질만을 활용하여 다중 생체 인식 시스템을 구성하였는데, 좀 더 실질적인 반응을 위해서는 개별 시스템 자체에 대한 신뢰도 반영도 필요할 것으로 생각되며, 더불어 RBF 모델의 학습 과정에서 품질을 더 효과적으로 고려하기 위한 방안에 대해 추가적인 연구가 필요하다고 생각된다.

참 고 문 헌

[1] Y. Wang, T. Tan, A. K. Jain, "Combining face

and iris biometrics for identity verification", *Int'l Conf. on AVBPA* 2003, pp.805-813, 2003.

[2] "Summary of NIST Standards for Biometric Accuracy, Tamper Resistance, and Interoperability," NIST Report to the United States Congress, 2002.

[3] A. Ross and A. K. Jain, "Multimodal biometrics: An Overview", *12th EUSIPCO*, pp.1221-1224, Sep 2004.

[4] J. Kittler, M. Hatef, Robert P. W. Duin, J. Matas, "On combining classifier", *IEEE Trans. on PAMI*, Vol. 20, No. 3, pp.226-239, Mar. 1998.

[5] S. Ben-Yacoub, Y. Abdeljaoued, E. Mayoraz, "Fusion of face and speech data for person identity verification", *IEEE Trans. on Neural Networks*, Vol. 10, Issue. 5, pp.1065-1074, Sep. 1999.

[6] NIST Biometric Quality Workshop 2006, <http://www.itl.nist.gov/iad/894.03/quality/workshop>

[7] S. Bengio et al, "Confidence measures for Multimodal Identity Verification," *Information Fusion*, Vol. 3, Issue. 4, Dec. 2002.

[8] N. Poh and S. Bengio, "Improving fusion with margin-derived confidence in Biometric Authentication tasks," *Int's Conf. on AVBPA*, 2005.

[9] Bigun et al, "Expert conciliation for multi modal person Authentication systems by Bayesian Statics," *Int's Conf. on AVBPA*, 1997

[10] J. Fierrez-Aguilar et al. "Kernel-based multimodal biometric verification using quality signals." *Proc. of SPIE*, Vol. 5404, pp.544-554, 2004.

[11] R.A. Finan et al, "Comparison of Multilayer and Radial Basis Function Neural Networks for Text-Dependent Speaker Recognition," *IJCNN*, 1996.

[12] C. Bishop, *Neural Networks for Pattern Recognition*, Oxford press, 1995.

[13] S. Haykin, *Neural networks: A comprehensive foundation 2/E*, Prentice-Hall, 1998.

[14] R. O. Duda, P. E. Hart, D. G. Stork, *Pattern Classification*, Wiley-Interscience, 2000.

[15] J. Moody, C. J. Darken, "Fast learning in networks of locally-tuned processing units", *Neural Computation*, 1989.

[16] Mark J. L. Orr, "Introduction to radial basis function networks", 1996.

[17] NIST Biometric Score Set, <http://www.itl.nist.gov/iad/894.03/biometricscores/>

[18] A. K. Jain et al, "Score normalization in

- multimodal biometrics systems”, *Pattern Recognition*, Vol. 38, Issue. 12, pp. 2270-2285, Dec. 2005.
- [19] R. Snelick et al, “Large-Scale Evaluation of multimodal biometric authentication using State-of-the-Art Systems”, *IEEE Trans. PAMI*, Vol. 27, No. 3, March 2005.
- [20] A. Martin, G. Doddington, T. Kamm, M. Ordowski, M. Przybocki, “The DET curve in assessment of detection task performance”, in *EUROSPEECH 1997*, pp.1895-1898, Sep 1997.

 저 자 소 개



최 현 석(학생회원)
 2005년 경북대학교 전자전기
 공학부 학사 졸업
 2008년 경북대학교 전자과
 석사 수료
 <주관심분야 : 패턴인식, 생체인
 식>



신 미 영(정회원)
 1991년 연세대학교 전산과학과
 학사 졸업.
 1993년 연세대학교 전산과학과
 석사 졸업.
 1998년 미국 Syracuse Univ.,
 EECS Dept., Ph.D.
 1999년~2005년 3월 한국전자통신연구원 선임
 연구원
 2005년 4월~현재 경북대학교 전자전기컴퓨터
 학부 조교수
 <주관심분야 : 패턴인식, 바이오인포매틱스>