

# 상관계수를 이용하여 인식률을 향상시킨 rank-level fusion 방법

안 정 호,<sup>†</sup> 정 재 열, 정 익 래<sup>‡</sup>  
고려대학교 정보보호대학원

## Rank-level Fusion Method That Improves Recognition Rate by Using Correlation Coefficient

Jung-ho Ahn,<sup>†</sup> Jae Yeol Jeong, Ik Rae Jeong<sup>‡</sup>  
Graduate School of Information Security, Korea University

### 요 약

현재 대부분의 생체인증 시스템은 단일 생체정보를 이용하여 사용자를 인증하고 있는데, 이러한 방식은 노이즈로 인한 문제, 데이터에 대한 민감성 문제, 스푸핑, 인식률의 한계 등 많은 문제점들을 가지고 있다. 이를 해결하기 위한 방법 중 하나로 다중 생체정보를 이용하는 방법이 제시되고 있다. 다중 생체인증 시스템은 각각의 생체정보에 대해서 information fusion을 수행하여 새로운 정보를 생성한 뒤, 그 정보를 활용하여 사용자를 인증하는 방식이다. Information fusion 방법들 중에서 score-level fusion 방법을 보편적으로 많이 사용한다. 하지만 정규화 작업이 필요하다는 문제점을 갖고 있고, 데이터가 같아도 정규화 방법에 따라 인식률이 달라진다는 문제점을 갖고 있다. 이에 대한 대안으로 정규화 작업이 필요 없는 rank-level fusion 방법이 제시되고 있다. 하지만 기존의 rank-level fusion 방법들은 score-level fusion 방법보다 인식률이 낮다. 이러한 문제점을 해결하기 위해 상관계수를 이용하여 score-level fusion 방법보다 인식률이 높은 rank-level fusion 방법을 제안한다. 실험은 홍채정보(CASIA V3)와 얼굴정보(FERET V1)를 이용하여 기존의 존재하는 rank-level fusion 방법들의 인식률과 본 논문에서 제안하는 fusion 방법의 인식률을 비교하였다. 또한 score-level fusion 방법들과도 인식률을 비교하였다. 그 결과로 인식률이 약 0.3%에서 3.3%까지 향상되었다.

### ABSTRACT

Currently, most biometrics system authenticates users by using single biometric information. This method has many problems such as noise problem, sensitivity to data, spoofing, a limitation of recognition rate. One method to solve this problems is to use multi biometric information. The multi biometric authentication system performs information fusion for each biometric information to generate new information, and then uses the new information to authenticate the user. Among information fusion methods, a score-level fusion method is widely used. However, there is a problem that a normalization operation is required, and even if data is same, the recognition rate varies depending on the normalization method. A rank-level fusion method that does not require normalization is proposed. However, a existing rank-level fusion methods have lower recognition rate than score-level fusion methods. To solve this problem, we propose a rank-level fusion method with higher recognition rate than a score-level fusion method using correlation coefficient. The experiment compares recognition rate of a existing rank-level fusion methods with the recognition rate of proposed method using iris information(CASIA V3) and face information(FERET V1). We also compare with score-level fusion methods. As a result, the recognition rate improve from about 0.3% to 3.3%.

**Keywords:** rank-level fusion, information fusion, biometrics

1. 서 론

현재 일상에서 사용되고 있는 대부분의 사용자 인증 방법은 패스워드나 PIN을 사용하고 있다. 하지만 망각, 분실 등의 이유로 높은 보안 성능을 제공하지 못한다. 이를 해결하기 위한 방법으로 생체인증이 있다.

생체인증이란 개인의 고유한 특성을 갖는 특징을 찾아 이를 자동화된 수단으로 등록 시 제시한 정보와 비교/판단하는 것으로 말할 수 있다. 현재까지 연구된 생체인증 방법으로는 얼굴, 홍채, 망막, 정맥, 지문 등의 신체적 특성을 이용한 방법과 서명, 음성, 걸음걸이 등의 행동학적 특성을 이용하는 방법으로 분류할 수 있다[1]. Fig.1.은 사람의 생체적 특징을 나타낸다.

현재 대부분의 생체인증 시스템은 얼굴, 홍채, 지문 등을 이용한 단일 생체정보를 이용하고 있다. 하지만 노이즈로 인한 문제, 빛 반사로 인한 문제, 각도로 인한 문제, 데이터 질에 대한 문제 등 많은 문제점들을 가지고 있다. 이를 효과적으로 해결하기 위한 방법 중 하나로 다중 생체정보를 이용하여 사용자를 인증하는 방법이 제시되고 있다.

다중 생체정보를 이용한 사용자 인증 시스템은 2개 이상의 생체정보를 퓨전(fusion)하여 사용자를 인증하는 방식이다. 하지만 잘못된 퓨전 방법을 선택하면 오히려 인식률이 낮아지기 때문에, 최적화된 퓨전 방법을 선택해야한다. 따라서 최적화된 퓨전 방법에 대해서 연구하는 것이 다중 생체정보를 이용한 사용자 인증 시스템에서 가장 중요한 부분이다. 그러기 위해서는, 다중 생체인증 시스템에서 인포메이션 소스(information sources)와 인포메이션 퓨전(information fusion) 방법을 중요하게 고려해야

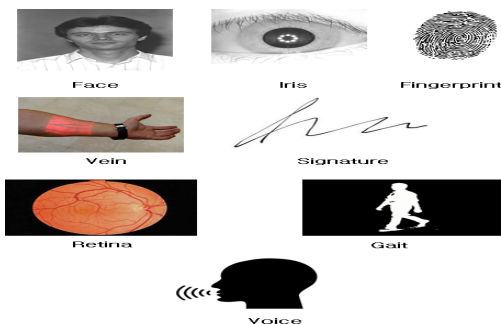


Fig. 1. Biometric Traits

한다[2].

Fig.2.는 단일 생체정보를 이용하여 사용자를 인증하는 과정을 나타낸다. 센서를 통해 생체 이미지를 획득하고, 획득한 이미지에 대해 특징점을 추출한 뒤, 미리 생성해놓은 DB와 매칭을 하여, 매칭 된 결과 값을 이용하여 사용자의 수락과 거절을 결정한다. Fig.3.은 각 레벨(level)에서 인포메이션 퓨전을 하여 사용자를 인증하는 과정을 나타낸다.

인포메이션 퓨전은 Fig.3.과 같이 5단계로 나눌 수 있는데, 그중에서도 스코어-레벨 퓨전(score-level fusion) 방법을 보편적으로 많이 사용한다. 스코어-레벨 퓨전은 2개 이상의 매처(matcher)로부터 얻은 스코어(score) 리스트들을 퓨전하여 새로운 스코어 리스트를 생성하는 방식이다. 하지만 각각의 매처로부터 얻은 스코어 리스트는 서로 이질적이기 때문에, 호환성을 위해 정규화 작업이 필요하다. 또한 정규화 방법에 따라 인식률이 달라진다는 문제를 갖는다.

이에 대한 대안으로 정규화 작업이 필요 없는 랭크-레벨 퓨전(rank-level fusion) 방법이 제시되고 있다. 랭크-레벨 퓨전 방법은 각각의 매처들이 스코어가 아닌 랭크(우선순위)를 출력할 때 사용할 수 있는 퓨전 방법이다. 2개 이상의 매처로부터 얻은 랭크 리스트들을 퓨전하여 새로운 랭크 리스트를 생성하는 방식이다. 매처가 출력하는 스코어 형태의 영향

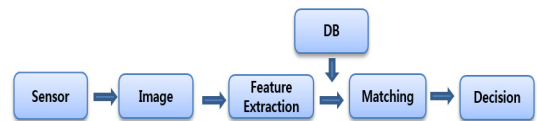


Fig. 2. Process of Biometric Recognition

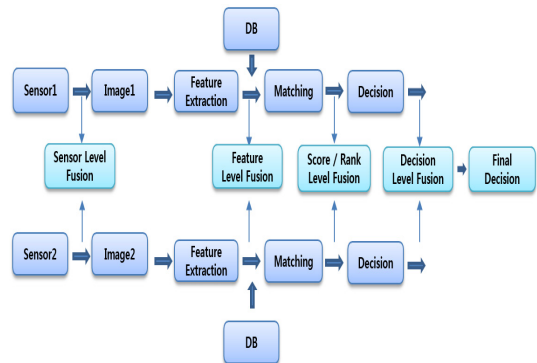


Fig. 3. Process of Information Fusion

을 받지 않고, 정규화 작업이 필요 없다는 장점을 갖는다.

기존의 랭크-레벨 퓨전 방법은 퓨전 함수를 새로 만들어 인식률을 향상시키는 것에만 집중하였지만, 일반적으로 스코어-레벨 퓨전 방법보다 인식률이 낮다. 이러한 랭크-레벨 퓨전 방법들은 쿼리 이미지와 DB 이미지들의 관계를 고려하지 않은 방법이다. 이 방법은 이미지 퀄리티(quality)의 영향을 많이 받고, 인트라 클래스(intra class)와 인터 클래스(inter class)의 변화에 민감하다. 또한 스코어-레벨 퓨전 방법은 데이터가 같아도 정규화 방법에 따라 인식률이 달라진다는 문제점을 갖고 있다. 이러한 문제점들을 해결하기 위해 본 논문에서는 상관계수를 이용한 인식률이 높은 랭크-레벨 퓨전 방법을 제안한다.

본 논문 II장에서는 배경지식, III장에서는 관련연구, IV장에서는 제안하는 방법, V장에서는 실험에 대해 설명하겠다. 마지막으로 VI장에서는 결론에 대해 설명하겠다.

## II. 배경지식

소프트(soft) 생체인증이란 신체적, 행동적 특성, 옷의 특성으로 사람을 분류하며, 일반적인 생체인증과는 달리 개인의 차별화를 목적으로 두고 있다. 다시 말해, 사용자 인증 보다는, 사용자의 특성을 파악하는데 사용하는 방식이다.

2018년에 상관계수를 이용한 소프트 생체인증 연구가 진행되었다[3]. 이 연구에서는 옷, 얼굴, 몸 3가지 특징을 나눠서 실험을 진행 하였다. 또한 이미지를 7m, 4.5m, 2m 3가지로 나눠서 촬영하였고, 이미지 배경을 실험실과 야외 주차장으로 나눠서 실험을 진행하였다. 이 연구에서는 픽셀의 길이와 실제 사람의 신장과의 관계를 중심으로 실험을 진행하였는데, 두 특성의 상관계수를 0.93까지 끌어올렸다. 이는 상관계수가 물리적 특징을 잘 표현한다는 결과이다.

이러한 내용을 바탕으로, 본 논문에서는 소프트 생체인증에서 사용하는 상관계수를 이용하는 방식을 랭크-레벨 퓨전에 적용하여 실험하였다. 자세한 내용은 IV장에서 다루기로 하였다.

## III. 관련연구

랭크 퓨전은 투표 이론(voting theory)에서 사

용하고 있는 그룹 의견동의 함수(group consensus function)로부터 시작된다[4]. 그룹 의견동의 함수는 2개 이상의 의견이 있을 때, 최적의 의견을 도출할 수 있도록 도와주는 함수이다. 1994년에 Tin Kam Ho와 Jonathan J. Hull이 처음으로 그룹 의견동의 함수를 패턴인식(pattern recognition)에 적용하였다[5]. 이후에 다양한 Borda Count 방법이 제안되었고[6], 2003년 생체정보에 대한 인포메이션 퓨전이 제안되었다[7].

2005년에는 AMR(Arithmetic Mean Rule)을 이용한 스코어-레벨 퓨전 연구가 진행되었는데 *EER*이 1.88%인 결과를 보여주었다[8].

2008년에는 얼굴, 홍채, 귀 정보를 이용한 랭크-레벨 퓨전 연구가 진행되었다. 2008년 연구에서는 *FAR*이 1%일 때 *GAR*은 98.5%, *FAR*이 4%일 때 *GAR*이 99%인 결과를 보여주었다[9].

2009년부터 투표 이론에서 사용하는 퓨전 방법을 생체인증에 적용하는 연구가 활발히 진행되었다. 2009년에 제안된 논문[10]에서는 얼굴, 귀, 서명정보를 랭크-레벨 퓨전을 하여 사용자를 인증하는 시스템을 제안하였다. 이 논문에서는 모든 사용자에게 우선순위를 부여하지 않고, 상위 4명까지만 우선순위를 부여하였다. 이 논문은 [8]과 비교실험 하였는데, [8]은 *EER*이 1.88%인 반면에 이 연구에서는 *EER*이 1.12%까지 낮아졌다.

2011년에는 손바닥 지문을 이용한 multi-algorithm<sup>1)</sup> 기반 랭크-레벨 퓨전 연구가 진행되었는데, 새로운 퓨전 함수인 Nonlinear Weighted 방법을 제안 하였다[11]. 실험결과로 *GAR*을 98%까지 끌어올렸다. 이는 기존 투표 이론에서 제안된 퓨전 방법을 사용했을 때보다 훨씬 좋은 결과를 보여주었다.

2015년에는 multi-algorithm 기반 얼굴정보를 이용한 랭크-레벨 퓨전, multi-instance<sup>2)</sup> 기반 지문정보를 이용한 랭크-레벨 퓨전, multi-modal 기반 얼굴과 지문, 얼굴과 홍채정보를 이용한 랭크-레벨 퓨전 연구가 진행되었다[12]. 또한 이 연구에서

1) 하나의 생체정보에 2가지 이상의 알고리즘을 사용하는 방법. 예를 들어 얼굴에 PCA와 LDA를 사용하여 인증함

2) 하나의 생체정보에 2개 이상의 이미지를 획득하여 사용자를 인증하는 방법. 예를 들어 얼굴 이미지를 획득할 때, 각도 변화를 주어서 2개 이상의 이미지를 획득하여 사용자를 인증함

는 SCR(Serial Combination Rank)과 PCR(Parallel Combination Rank) 개념을 처음 도입하였고, 기존 랭크-레벨 퓨전과 스코어-레벨 퓨전을 비교실험 하였다.

### 3.1 랭크-레벨 퓨전

생체인증 시스템을 사용자 식별모드에서 사용할 때, 인증 시스템은 DB에 등록된 ID에 대해서 유사한 순서대로 우선순위를 매긴 리스트를 출력한다. 랭크-레벨 퓨전의 목적은 이러한 리스트를 퓨전하여 정확도가 높게 매겨진 우선순위 리스트를 출력하는 것이다. 우선순위 리스트는 스코어 리스트와는 다르게 달리 정규화 과정 없이 리스트끼리 비교가 가능하다는 장점을 갖는다.

다음은 현재 연구된 랭크-레벨 퓨전 방법이다.  $M$ 을 DB에 등록된 사용자의 수,  $R$ 을 매치의 수,  $r_{j,k}$ 을  $j$ 번째 매치를 이용하여  $k$ 번째 사용자에게 부여한 우선순위,  $s_k$ 을  $k$ 번째 사용자에게 새로 부여된 우선순위,  $w_j$ 는  $j$ 번째 매치에 부여된 가중치,  $f$ 는 비선형(nonlinear) 함수라 하자.

#### 3.1.1 Highest Rank[5]

$$s_k = \min_{j=1}^R r_{j,k} \quad k = 1, \dots, M \quad (1)$$

Highest Rank 방법은  $k$ 번째 사용자에게 부여된 우선순위들 중에서 가장 높은 우선순위(낮은 숫자)를 선택하여 새로운 우선순위를 출력하는 방법이

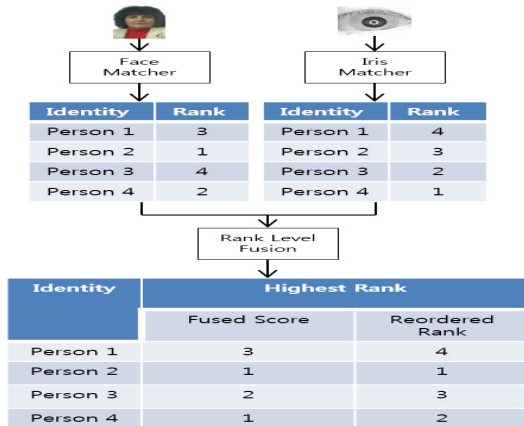


Fig. 4. Example of Highest Rank

다. Fig.4.는 Highest Rank 방법의 예제이다. Fig.4.를 보면 Fused Score가 같은데, 이럴 경우 개발자가 임의로 같은 Fused Score값에 우선순위를 부여한다.

#### 3.1.2 Borda Count[5]

$$s_k = \sum_{j=1}^R \frac{r_{j,k}}{R} \quad k = 1, \dots, M \quad (2)$$

Borda Count 방법은  $k$ 번째 사용자에게 부여된 우선순위들을 다 더하여 새로운 우선순위를 출력하는 방법이다. 이 방법은 각각의 매치들의 인식률이 같다고 가정한다. Fig.5.는 Borda Count의 예제이다.

Identity	Borda Count	
	Fused Score	Reordered Rank
Person 1	$\frac{3+4}{2} = 3.5$	4
Person 2	$\frac{1+3}{2} = 2$	2
Person 3	$\frac{4+2}{2} = 3$	3
Person 4	$\frac{2+1}{2} = 1.5$	1

Fig. 5. Example of Borda Count

#### 3.1.3 Logistic Regression(Weighted Borda)[5]

$$s_k = \sum_{j=1}^R \frac{w_j r_{j,k}}{R} \quad k = 1, \dots, M \quad (3)$$

Logistic Resresstion 방법은  $k$ 번째 사용자에게 부여된 우선순위에  $j$ 번째 매치에 부여된 가중치를 곱한 값들을 다 더해서 새로운 우선순위를 출력하는 방법이다. 가중치  $w_j$ 를 곱한 이유는 각 매치마다 인식률이 다르기 때문에 그 차이를 드러내기 위함이다. Fig.6.은  $w_1$ 을 0.3,  $w_2$ 를 0.7로 설정했을 때 예제이다.

#### 3.1.4 Mixed Group Rank[13]

$$s_k = \sum_{A \subseteq \{1, \dots, R\}} w_A \min\{r_{j,k} | j \in A\} \quad k = 1, \dots, M \quad (4)$$

Identity	Logistic Regression	
	Fused Score ( $w_1 = 0.3, w_2 = 0.7$ )	Reordered Rank
Person 1	$\frac{0.3 * 3 + 0.7 * 4}{2} = 1.85$	4
Person 2	$\frac{0.3 * 1 + 0.7 * 3}{2} = 1.2$	2
Person 3	$\frac{0.3 * 4 + 0.7 * 2}{2} = 1.3$	3
Person 4	$\frac{0.3 * 2 + 0.7 * 1}{2} = 0.65$	1

Fig. 6. Example of Logistic Regression

Identity	Inverse Rank Position	
	Fused Score	Reordered Rank
Person 1	$\frac{1}{\frac{1}{3} + \frac{1}{4}} = 1.7143$	4
Person 2	$\frac{1}{\frac{1}{1} + \frac{1}{3}} = 0.75$	2
Person 3	$\frac{1}{\frac{1}{4} + \frac{1}{2}} = 1.3333$	3
Person 4	$\frac{1}{\frac{1}{2} + \frac{1}{1}} = 0.6667$	1

Fig. 8. Example of Inverse Rank Position

Identity	Mixed Group Rank	
	Fused Score ( $w_{\{1\}} = 0.3, w_{\{2\}} = 0.35, w_{\{1,2\}} = 0.35$ )	Reordered Rank
Person 1	$0.3 * 3 + 0.35 * 4 + 0.35 * 3 = 3.35$	4
Person 2	$0.3 * 1 + 0.35 * 3 + 0.35 * 1 = 2.65$	3
Person 3	$0.3 * 4 + 0.35 * 2 + 0.35 * 2 = 2.6$	2
Person 4	$0.3 * 2 + 0.35 * 1 + 0.35 * 1 = 1.3$	1

Fig. 7. Example of Mixed Group Rank

Mixed Group Rank 방법은  $k$ 번째 사용자에게 대해서 매체들의 임의의 부분집합  $A$ 에 대해서 가장 높은 우선순위(낮은 숫자)를 선택하고, 가중치  $w_A$ 을 곱한 값들을 다 더하여 새로운 우선순위를 출력하는 방법이다. Fig.7.은  $w_{\{1\}}=0.3, w_{\{2\}}=0.35, w_{\{1,2\}}=0.35$ 로 설정했을 때 예제이다.

3.1.5 Inverse Rank Position[14]

$$s_k = \frac{1}{\sum_{j=1}^R \frac{1}{r_{j,k}}} \quad k = 1, \dots, M \quad (5)$$

Inverse Rank Position 방법은  $k$ 번째 사용자에게 부여된 우선순위를 역수 취한 값들을 다 더한 뒤 또다시 역수를 취해서 새로운 우선순위를 출력하는 방법이다. Fig.8.은 Inverse Rank Position의 예제이다.

3.1.6 Nonlinear Weighted[11]

$$s_k = \sum_{j=1}^R f(w_j r_{j,k}) \quad k = 1, \dots, M \quad (6)$$

Nonlinear Weighted 방법은  $k$ 번째 사용자에게 부여된 우선순위에 가중치를 곱한 값을 비선형 함수  $f$ 의 인자로 넣은 뒤, 출력된 값을 다 더하여 새로운 우선순위를 출력하는 방법이다. Fig.9.은  $w_1$ 은 0.3,  $w_2$ 는 0.7로 설정하였을 때 예제이다.

Identity	Nonlinear Weighted	
	Fused Score ( $w_1 = 0.3, w_2 = 0.7$ )	Reordered Rank
Person 1	$\tanh(0.3 * 3) + \tanh(0.7 * 4) = 1.7089$	4
Person 2	$\tanh(0.3 * 1) + \tanh(0.7 * 3) = 1.2618$	3
Person 3	$\tanh(0.3 * 4) + \tanh(0.7 * 2) = 1.179$	2
Person 4	$\tanh(0.3 * 2) + \tanh(0.7 * 1) = 1.1414$	1

Fig. 9. Example of Nonlinear Weighted

3.1.7 Weighted Log Sum[18]

$$s_k = \sum_{j=1}^R (\log(w_j r_{j,k} + 1) + w_j \log(r_{j,k} + 1)) \quad k = 1, \dots, M \quad (7)$$

Nonlinear Weighted를 응용한 방법으로, 로그 함수와 가중치를 이용하여 새로운 우선순위를 출력하는 방법이다. Fig.10.은  $w_1=0.3, w_2=0.7$ 로 설정

Identity	Weighted Log Sum	
	Fused Score ( $w_1 = 0.3, w_2 = 0.7$ )	Reordered Rank
Person 1	$\log(0.3 + 3 + 1) + 0.3 \cdot \log(3 + 1) + \log(0.7 \cdot 4 + 1) + 0.7 \cdot \log(4 + 1) = 3.5193$	4
Person 2	$\log(0.3 + 1 + 1) + 0.3 \cdot \log(1 + 1) + \log(0.7 \cdot 3 + 1) + 0.7 \cdot \log(3 + 1) = 2.5721$	2
Person 3	$\log(0.3 + 4 + 1) + 0.3 \cdot \log(4 + 1) + \log(0.7 \cdot 2 + 1) + 0.7 \cdot \log(2 + 1) = 2.9158$	3
Person 4	$\log(0.3 + 2 + 1) + 0.3 \cdot \log(2 + 1) + \log(0.7 \cdot 1 + 1) + 0.7 \cdot \log(1 + 1) = 1.8154$	1

Fig. 10. Example of Weighted Log Sum

했을 때 예제이다.

### 3.2 Daugman's Iris Recognition[15]

Daugman이 제안하는 홍채인식 알고리즘은 먼저 노이즈를 제거하기 위해 이미지에 가우시안 블러링 (gaussian blurring)을 적용한다. 노이즈를 제거한 이미지에 아래 수식과 같은 인테그로 디퍼렌셜 오퍼레이터(integro-differential operator)를 이용하여 홍채의 바깥쪽 경계와 안쪽 경계를 찾는다.

$$\max_{(r, x_0, y_0)} \left| G_{\sigma}(r) * \frac{\partial}{\partial r} \oint_{(r, x_0, y_0)} \frac{I(x, y)}{2\pi r} ds \right| \quad (8)$$

홍채의 경계를 찾기 위해 중심과 반지름을 바꿔가면서 원주에 해당하는 픽셀들의 단위길이 당 합이 변화량이 가장 큰 곳으로 동공 및 홍채의 경계를 찾는다. 경계를 찾은 뒤 러버 시트(rubber sheet) 방법을 이용하여 원 모양의 홍채를 직사각형의 모양으로 정규화 시킨다. 그리고 나서, 정규화 된 이미지에 2차원 가버 웨이블렛(2D gabor wavelet)을 사용하여 홍채 코드를 생성한다. 마지막으로 생성된 홍채 코드( $G_{code}$ )와 저장된 홍채 코드( $S_{code}$ )의 유사도를 측정하는데, 다음과 같은 해밍 거리(hamming distance)를 사용한다.

$$d(G_{code}, S_{code}) = \text{The number of differences between corresponding codes(bits)} \quad (9)$$

### 3.3 PCA(Principle Component Analysis) for face[16]

PCA(Principle Component Analysis)는  $n$ 개의 주어진 이미지들의 일차결합으로 주성분을 구성하고, 분산이 큰 순서대로 제 1 주성분, 제 2 주성분, ..., 제  $m$  주성분을 구하여  $m$ 개의 주성분으로 전체 이미지를 나타내고자 하는 것이 목적이다.

전체 이미지 개수가  $n$ 개라 하고,  $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 를 이미지 집합이라 하자. 그러면 공분산 행렬  $S$ 는 다음과 같이 구할 수 있다.

$$S = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)(x_i - \mu)^T \quad (10)$$

여기서  $\mu$ 는 전체 이미지에 대한 평균이다.  $W = (w_1, w_2, \dots, w_m)$ 를  $m$ 개의 가장 큰 고윳값에 대응하는  $m$ 개의 고유벡터라 하자. 그러면 원래 이미지 집합  $X$ 에 대해서 그에 대응하는 특징벡터  $Y = (y_1, y_2, \dots, y_m)$ 를 다음과 같이 구할 수 있다.

$$y_i = W^T(x_i - \mu) \quad (11)$$

이렇게 생성한 특징벡터  $Y$ 와 저장되어있는 특징벡터  $Y'$ 의 유사도를 측정하는데, 다음과 같은 유클리디안 거리(euclidean distance)를 사용한다.

$$d(Y, Y') = \sqrt{(y_1 - y'_1)^2 + \dots + (y_m - y'_m)^2} \quad (12)$$

## IV. 제안하는 방법

[3]에서 소프트 생체인증을 할 때, 상관계수를 이용하여 인증하였다. 본 논문에서 제안하는 방법은 이 아이디어를 랭크-레벨 퓨전에 적용하는 것이다. 쿼리 이미지와 DB에 미리 저장되어 있는 이미지의 상관계수를 이용하여 새로운 우선순위 리스트를 생성하고 이를 이용하여 랭크-레벨 퓨전을 수행한다.

쿼리 이미지를  $q_x$ 라 하고 DB에 미리 저장되어 있는 이미지를  $t_y$ 라 하자. 이를 이용하여 상관계수  $R_{q_x t_y}$ 을 다음과 같이 구한다.

$$R_{q_x, t_y} = \frac{\sum_{i=1}^n (q_{x,i} - \bar{q}_x)(t_{y,i} - \bar{t}_y)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (q_{x,i} - \bar{q}_x)^2 \sum_{i=1}^n (t_{y,i} - \bar{t}_y)^2}} \quad (13)$$

여기서  $\bar{q}_x, \bar{t}_y$ 는  $q_{x,i}, t_{y,i}$ 의 평균이다. 상관계수의 범위는  $-1 \leq R_{q_x, t_y} \leq 1$  이기 때문에, 절댓값을 씌운 뒤 역수를 취한다. 그러면  $0 \leq \frac{1}{|R_{q_x, t_y}|}$  가 되고, 이를 각각 구한 우선순위 리스트에 곱하여 새로운 우선순위 리스트(Inverse Correlation Coefficient List, ICCL)를 만든다. 그리고 이를 이용하여 랭크-레벨 퓨전을 수행한다.

Fig.11.은 본 논문에서 제안하는 방법의 예제이다.

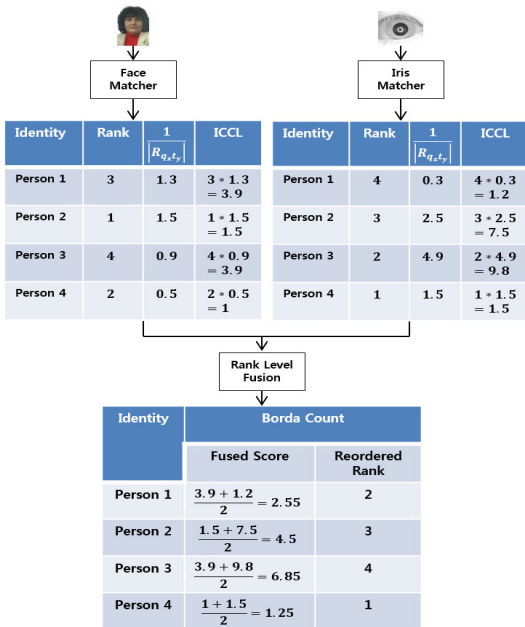


Fig. 11. Example of Proposed Method

### V. 실험

이 논문의 목적은 홍채와 얼굴정보에 대한 상관계수를 이용하여 생체인증 시스템의 성능을 향상시키는 것이다. 보통 생체인증 시스템의 성능은 파라미터로 표현한다. 임의의 생체정보가 들어왔을 때, 생체인증 시스템의 출력값은 *Accept*와 *Reject*이다. 여

기서 '거짓 사용자를 *Accept*하는 오류 (*False Accept, FA*)'와 '올바른 사용자를 *Reject*하는 오류 (*False Reject, FR*)' 2가지가 발생할 수 있다. 이런 오류를 일반화 한 것을 *FAR*(*False Accept Rate*)과 *FRR*(*False Reject Rate*)이라 하고, 이를 생체인증 시스템 성능을 평가 할 때 주로 사용한다. 또한 *FAR*과 *FRR*은 다음과 같은 식으로 구할 수 있다 [16].

$$FAR(\eta) = \frac{FA(\eta)}{NI}, FRR(\eta) = \frac{FR(\eta)}{NC} \quad (14)$$

여기서  $FA(\eta)$ 와  $FR(\eta)$ 은 임계치를  $\eta$ 로 설정하였을 때 *FA*와 *FR*의 횟수이고, *NI*는 자신을 다른 사람들과 매칭 하는 횟수이고, *NC*는 자기 자신을 자신과 매칭 하는 횟수이다. 본 논문에서는 다음과 같이 *NI*와 *NC*를 설정하였다. DB에 저장되어 있는 사용자의 수를  $n$ 이라고 했을 때, *NI*는  $n^2 - n$ 이고, *NC*는  $n$ 으로 설정하였다. 또한 *FAR*과 *FRR*은 서로 반비례 관계이다. 따라서 *FAR*이 커지면 *FRR*은 작아지고, *FAR*이 작아지면 *FRR*이 커진다. 시스템의 성능을 제대로 확인하기 위해서는 임계치  $\eta$ 를 잘 설정해야 한다. 최적화된 임계치  $\eta$ 를 설정한 경우 *FAR*( $\eta$ )과 *FRR*( $\eta$ )이 같아지는데, 이를 *EER*( $\eta$ )이라 한다.

만약 *FAR*이 0이면 거짓사용자를 *Accept*하는 경우가 0% 라는 것을 의미한다. 이를 다른 관점에서 보면 올바른 사용자만 *Accept*한 경우를 생각해볼 수 있고, 이런 관점에서 *GAR*(*Genuine Accpet Rate*)이라는 개념을 생각해볼 수 있다. *GAR*은 *EER*과 함께 생체인증 시스템 성능을 평가할 때 많이 사용하는 파라미터 이다. *GAR*은 아래의 식을 이용하여 구할 수 있다.

$$GAR = 1 - FRR \quad (15)$$

본 논문에서는 생체인증 시스템 성능 평가 파라미터로 *EER*과 *GAR*을 사용하였다. *EER*은 낮을수록 *GAR*은 높을수록 좋은 성능을 가진 시스템이라 평가한다.



## 5.1 실험방법

### 5.1.1 실험 자료 및 환경

실험 자료와 환경은 다음 Table 1.과 같다

Table 1. Data and Environment

Desktop	
O/S	Window 10 64bit
CPU	Intel Core i7-8700K 3.70GHz
RAM	16.00GB
Matlab	
Version	R2017a(Win_64bit)
Dataset	
Iris	CASIA V3
Face	FERET V1

### 5.1.2 EER 측정하는 방법

먼저 매칭 스코어를 변환하여 구한 우선순위 리스트와 랭크 퓨전 함수를 이용하여 퓨전을 수행한다. 첫 번째 쿼리 사용자와 DB에 저장되어 있는 첫 번째 테스트 사용자의 랭크 값을  $r_1$ , 두 번째 쿼리 사용자와 DB에 저장되어 있는 두 번째 테스트 사용자의 랭크 값을  $r_2, \dots, n$  번째 쿼리 사용자와 DB에 저장되어 있는  $n$  번째 테스트 사용자의 랭크 값을  $r_n$  이라 하자.  $\{r_1, \dots, r_n\}$ 의 최솟값  $\min_r$ , 최댓값  $\max_r$ , 변수  $\epsilon$ 과 다음 슈도 코드(pseudo code)를 이용하여 FAR과 FRR을 구한다.

```

Let FR = 0, FA = 0
for  $\eta = \min_r : \epsilon : \max_r$ 
  for  $i = 1 : n$ 
    for  $j = 1 : n$ 
      if ( $i = j$  and  $\text{rankfusion}(x_i, x_j') > \eta$ )
        FR = FR + 1
      else if ( $i \neq j$  and  $\text{rankfusion}(x_i, x_j') < \eta$ )
        FA = FA + 1
      end
    end
  end
end
FAR =  $\frac{FA}{n^2 - n}$ , FRR =  $\frac{FR}{n}$ 

```

$\min_r$ 과  $\max_r$ 에 따라 변수  $\epsilon$ 을 설정하고, 임계값  $\eta$ 를 적절하게 설정하여 FAR과 FRR이 같아 지

도록 한 뒤, 알아진 값을 EER로 사용한다.

### 5.1.3 실험방법

본 논문에서는 홍채정보와 얼굴정보를 사용하였다. 각각의 매치로는 Daugman's iris recognition과 PCA를 사용하였다. 또한 홍채정보에 대해서 ICCL을 만들 때 일반 홍채 이미지에 대해서 상관계수를 구한 것이 아니라 세그먼트 된 홍채 이미지에 대해서 상관계수를 구하였다. 그리고 얼굴 정보에 대해서도 ICCL을 만들 때, 정규화 된 얼굴 이미지에 대해서 상관계수를 구해서 만들었다. 구한 ICCL과 기존의 랭크-레벨 퓨전 방법을 비교실험 하였다. 또한, 스코어-레벨 퓨전 방법과도 비교실험 하였다. 스코어-레벨 퓨전 방법으로는 Min Rule[19], Max Rule[19], Sum Rule[19], Weighted Sum Rule[19]을 사용하였다.



Fig. 12. Sample of FERET Data

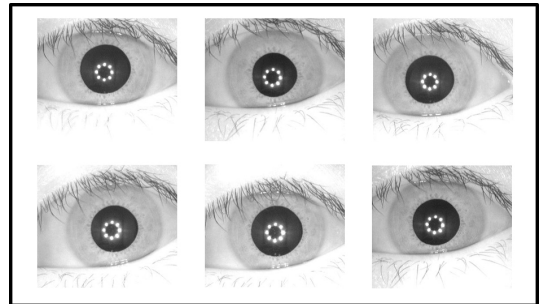


Fig. 13. Sample of CASIA Data



5.2 실험결과

Table 2.와 Table 3.의 Existing은 기존의 존재하는 랭크-레벨 퓨전 방법으로 퓨전을 했을 때 성능이고 ICCL은 본 논문에서 제안하는 방법으로 퓨전을 했을 때 성능을 나타낸다. 일반적인 랭크-레벨 퓨전 결과와 제안된 방법을 적용한 뒤 랭크-레벨 퓨전 한 결과를 비교하였을 때 GAR은 0.15%에서 3.7%정도 향상 되었다. 그리고 EER은 0.5%에서 0.02%정도 감소하였다.

정규화 된 얼굴 이미지의 상관계수를 구하는 시간은 0.000322초, 세그먼트 된 홍채 이미지의 상관계수를 구하는 시간은 0.004781초 소요되었다.

Table 3.에서 Weighted Log Sum[18]의 EER은 0.03에서 0.0044로 감소하였다. 이는 스코어-레벨 퓨전과 비교하였을 때, 더 좋은 성능을 보였다.

또한, 홍채 매치의 성능을 향상시키기 위해서 성능차이가 큰 얼굴 매치를 사용하였는데도 성능이 향상 되었다. 이는 홍채 매치와 성능차이가 작은 지문 매치, 정맥 매치 등을 사용하면 성능이 상당히 향상 될 것이라고 생각한다.

Table 2. Experiment Result of GAR

Biometrics	GAR (%)	
Iris[15]	99.00	
Face[16]	71.23	
Fusion Method	Existing	ICCL
Borda Count[5]	93.16	96.87
Logistic Regression[5]	99.72	99.86
Mixed Group Rank[13]	96.15	98.43
Inverse Rank Position[14]	98.72	99.15
Nonlinear(tanh)[11]	99.00	99.15
Weighted Log Sum[18]	99.72	99.86
Min Rule[19]	99.00	
Max Rule[19]	89.03	
Sum Rule[19]	99.57	
Weighted Sum Rule[19]	99.29	

Table 3. Experiment Result of EER

Biometrics	EER (%)	
Iris[15]	0.13	
Face[16]	5.43	
Fusion Method	Existing	ICCL
Borda Count[5]	1.12	0.61
Logistic Regression[5]	0.03	0.0097
Mixed Group Rank[13]	0.57	0.21
Inverse Rank Position[14]	0.045	0.043
Nonlinear(tanh)[11]	0.14	0.015
Weighted Log Sum[18]	0.03	0.0044
Min Rule[19]	0.037	
Max Rule[19]	1.48	
Sum Rule[19]	0.0095	
Weighted Sum Rule[19]	0.012	

VI. 결 론

본 논문에서는 다중 생체정보를 이용해 사용자를 인증할 때, 인식률을 향상시키기 위해 사용하는 인포메이션 퓨전 방법들 중 하나인 랭크-레벨 퓨전 방법에 대해 소개 하였고, 특히 랭크-레벨 퓨전을 수행하는데 있어서 정확도를 향상시키는 방법에 대해 소개 하였다.

일반적인 랭크-레벨 퓨전 방법들은 쿼리 이미지와 DB 이미지의 관계를 생각하지 않고, 독립적으로 퓨전을 수행하기 때문에 인식률의 한계를 가져온다. 따라서 본 논문에서는 쿼리 이미지와 DB 이미지의 관계를 이용하여 인식률을 향상시키는 방법에 대해 소개하였다. 이 방법은 기존의 랭크-레벨 퓨전 방법에 적용할 수 있기 때문에 개발자가 원하는 환경에서 유용하게 사용할 수 있다.

또한 정부기밀시설과 같이 2-factor로 사용자를 인증하는 시설에서 본 논문에서 제안하는 방법을 사용하여 좀 더 높은 보안성을 제공할 수 있다.

References

[1] Ki-Young Moon, "Biometrics technology status and prospect," *Journal of TTA*, no. 98, pp. 38-47.

- Apr. 2005
- [2] A.A. Ross, K. NandaKumar, and A.K. Jain, Handbook of multibiometrics, Springer Science & Business Media, vol. 6, 2006
- [3] B.H. Guo, M.S. Nixon, and J.N. Carter, "Fusion analysis of soft biometrics for recognition at a distance," In Identity, Security, and Behavior Analysis(ISBA), 2018 IEEE 4<sup>th</sup> International Conference on, pp. 1-8, Mar, 2018
- [4] D. Black, R.A. Newing, I. McLean, and B.L. Monroe, The theory of committees and elections, Springer, 1958
- [5] T.K. Ho, J.J. Hull, and S.N. Srihari, "Decision combination in multiple classifier systems," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 16, pp. 66-75, Jan. 1994
- [6] M. Van Erp and L. Schomaker, "Variants of the borda count method for combining ranked classifier hypotheses," In The Seventh International Workshop on Frontiers in Handwriting Recognition, pp. 443-452, 2000
- [7] A. Ross and A. Jain, "Information fusion in biometrics," Pattern Recognition Letters, vol. 24, pp. 2115-2125, Sep. 2003
- [8] S. Garcia-Salicetti, M.A. Mellakh, L. Allano, and B. Dorizzi, "Multimodal biometric score fusion: the mean rule vs. support vector classifiers," IEEE In Signal Processing Conference, pp. 1-4, Sep. 2005
- [9] M.M. Monwar and M.L. Gavrilova, "Intergrating monomodal biometric matchers through logistic regression rank aggregation approach," 37<sup>th</sup> IEEE Applied Imagery Pattern Recognition Workshop, pp. 1-7, Oct. 2008
- [10] M.M. Monwar and M.L. Gavrilova, "Multimodal biometric system using rank-level fusion approach," IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B(Cybernetics), vol. 39, pp. 867-878, Mar. 2009
- [11] A. Kumar and S. Shekhar, "Personal identification using multibiometrics rank-level fusion," IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part C(Applications and Reviews), vol. 41, pp. 743-752, Sep. 2011
- [12] R. Sharma, S. Das, and P. Joshi, "Rank level fusion in multibiometric systems," In Computer Vision, Pattern Recognition, Image Processing and Graphics(NCVPRIPG), pp. 1-4, Dec. 2015
- [13] O. Melnik, Y. Vardi, and C.H. Zhang, "Mixed group ranks: preference and confidence in classifier combination," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 26, pp. 973-981, Jun. 2004
- [14] M. Jović, Y. Hatakeyama, F. Dong, and K. Hirota, "Image retrieval based on similarity score fusion from feature similarity ranking lists," In International conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery, Siping, vol. 4223, pp. 461-470, Sep. 2006
- [15] J. Daugman, "How iris recognition works," IEEE Transactions on Circuits and Systems For Video Technology, vol. 14, pp. 21-30, Sep. 2004
- [16] M. Turk and A. Pentland, "Eigenfaces for recognition," Journal of Cognitive Neuroscience, vol. 3, pp. 77-86, 2002
- [17] N. Poh and S. Bengio, "Database, protocols and tools for evaluating score-level fusion algorithms in

- biometric authentication,” Pattern Recognition, vol. 39, pp. 222-223, Feb. 2006
- [18] Jung-Ho Ahn, “Effective rank-level fusion method to improve recognition rate,” KIPS-S’2017, Apr. 2017
- [19] B. Ammour, T. Bouden, and L. Boubchir, “Face-iris multi-modal biometric system using multi-resolution log-gabor filter with spectral regression kernel discriminant analysis”, IET Biometrics, vol. 7, pp. 482-489, Sep. 2018
- [20] H. Talebi and M.L. Gavrilova, “Confidence based rank level fusion for multimodal biometric systems,” In International Conference on Computer Analysis of Images and Patterns, Springer, vol. 9256, pp. 211-222, Aug. 2015
- [21] J.K. Sing, A. Dey, and M. Ghosh, “Confidence factor weighted Gaussian function induced parallel fuzzy rank-level fusion for inference and its application to face recognition,” Information Fusion, vol. 47, pp. 60-71, May. 2019

### 〈 저자 소개 〉



안 정 호 (Jungho Ahn) 학생회원  
 2016년 2월: 충북대학교 수학과 졸업  
 2016년 3월~현재: 고려대학교 정보보호대학원 정보보호학과 석사과정  
 <관심분야> 정보보호, 생체인증, 네트워크보안



정 재 열 (Jaeyeol Jeong) 학생회원  
 2010년 8월: 고려대학교 수학과 졸업  
 2013년 8월: 고려대학교 정보보호대학원 정보보호학과 석사  
 2013년 9월~현재: 고려대학교 정보보호대학원 박사과정  
 <관심분야> 암호 프로토콜, 프라이버시 향상 기술, 생체인증



정 익 래 (Ikrae Jeong) 중신회원  
 1998년 2월: 고려대학교 전산학과 졸업  
 2000년 2월: 고려대학교 정보보호학과 석사  
 2004년 8월: 고려대학교 정보보호학과 박사  
 2008년 3월~현재: 고려대학교 정보보호대학원 조교수, 부교수, 교수  
 <관심분야> 프라이버시 향상 기술, 데이터베이스 보안, 생체인증

