

정보보안을 위한 생체 인식 모델에 관한 연구

김준영* · 정세훈** · 심춘보***

A Study on Biometric Model for Information Security

Jun-Yeong Kim* · Se-Hoon Jung** · Chun-Bo Sim***

요약

생체 인식은 사람의 생체적, 행동적 특징 정보를 특정 장치로 추출하여 본인 여부를 판별하는 기술이다. 생체 인식 분야에서 생체 특성 위조, 복제, 해킹 등 사이버 위협이 증가하고 있다. 이에 대응하여 보안 시스템이 강화되고 복잡해지며, 개인이 사용하기 어려워지고 있다. 이를 위해 다중 생체 인식 모델이 연구되고 있다. 기존 연구들은 특징 융합 방법을 제시하고 있으나, 특징 융합 방법 간의 비교는 부족하다. 이에 본 논문에서는 지문, 얼굴, 홍채 영상을 이용한 다중 생체 인식 모델의 융합 방법을 비교평가했다. 특징 추출을 위해 VGG-16, ResNet-50, EfficientNet-B1, EfficientNet-B4, EfficientNet-B7, Inception-v3를 사용했으며, 특징 융합을 위해 'Sensor-Level', 'Feature-Level', 'Score-Level', 'Rank-Level' 융합 방법을 비교 평가했다. 비교 평가 결과 'Feature-Level' 융합 방법에서 EfficientNet-B7 모델이 98.51%의 정확도를 보이며 높은 안정성을 보였다. 그러나 EfficientNet-B7 모델의 크기가 크기 때문에 생체 특성 융합을 위한 모델 경량화 연구가 필요하다.

ABSTRACT

Biometric recognition is a technology that determines whether a person is identified by extracting information on a person's biometric and behavioral characteristics with a specific device. Cyber threats such as forgery, duplication, and hacking of biometric characteristics are increasing in the field of biometrics. In response, the security system is strengthened and complex, and it is becoming difficult for individuals to use. To this end, multiple biometric models are being studied. Existing studies have suggested feature fusion methods, but comparisons between feature fusion methods are insufficient. Therefore, in this paper, we compared and evaluated the fusion method of multiple biometric models using fingerprint, face, and iris images. VGG-16, ResNet-50, EfficientNet-B1, EfficientNet-B4, EfficientNet-B7, and Inception-v3 were used for feature extraction, and the fusion methods of 'Sensor-Level', 'Feature-Level', 'Score-Level', and 'Rank-Level' were compared and evaluated for feature fusion. As a result of the comparative evaluation, the EfficientNet-B7 model showed 98.51% accuracy and high stability in the 'Feature-Level' fusion method. However, because the EfficientNet-B7 model is large in size, model lightweight studies are needed for biocharacteristic fusion.

키워드

Biometrics, Multimodal, Feature Fusion, Deep Learning
생체 인식, 멀티모달, 특징 융합, 딥러닝

* 국립순천대학교 IT-Bio융합시스템전공(jy_kim@snu.ac.kr)

** 국립순천대학교 컴퓨터공학과(shjung@snu.ac.kr)

*** 교신저자 : 국립순천대학교 인공지능공학부

• 접수일 : 2023. 12. 18

• 수정완료일 : 2024. 01. 15

• 게재확정일 : 2024. 02. 17

• Received : Dec. 18, 2023, Revised : Jan. 15, 2024, Accepted : Feb. 17, 2024

• Corresponding Author : Chun-Bo Sim

Division of Artificial Intelligence Engineering, Suncheon National University

Email : cbsim@snu.ac.kr

1. 서론

생체 인식(Biometrics)은 사람의 생체적, 행동적 특징 정보를 특정 장치로 추출하여 본인 여부를 판별하는 기술이다. 생체적 특징 정보는 지문(Fingerprint), 얼굴(Face), 홍채(Iris), 정맥(Vein) 등이 있으며, 행동적 특징 정보는 음성(Voice), 서명(Signature) 등이 있다. 이러한 특징 정보는 차세대 인증 수단으로 부상하고 있다[1-5]. 디지털 전환(Digital Transformation, DX)의 가속화로 인해 해킹과 관련된 사이버 위협이 증가하고 있다. 이러한 위협에 대응하기 위해 비밀번호의 대체 수단으로 생체 인식 기술을 사용한다. 클라우드(Cloud) 및 블록체인(Blockchain) 기술이 발달하며 생체 정보의 분산 저장이 가능하게 되면서 인증 기술의 보안성이 크게 개선되었다. 또한 인공지능(Artificial Intelligence, AI) 및 빅데이터(Bigdata) 기술을 적용하여 인식 정확도가 높아지고 있다[2-5].

생체적 특징에 기반을 둔 생체 인식 기술은 행동적 특징에 기반을 둔 생체 인식 기술에 비해 높은 안정성을 보이고 있다. 생체적 특징 중 지문은 보안성이 높고, 얼굴은 거부감이 적으며, 홍채는 복제 가능하며, 정맥은 인식률이 높다. 그러나 지문은 손상되거나 건조할 경우 지문 인식 성능이 떨어지며, 얼굴은 조명의 변화나 변장 등에 의해 성능이 떨어질 수 있다. 홍채는 눈을 뜨고 있어야 하는 불편함이 있으며, 정맥은 특징 추출을 위한 시스템의 크기가 크다는 문제점이 있다[2-8].

생체 인식 기술의 문제점을 해결하기 위해 다중 생체 인식 기술이 연구되고 있다[9-18]. 다중 생체 인식 기술은 여러 생체 특징을 사용하고 이를 융합함으로써 인식 성능을 높이고 있다. 기존 연구들은 특징 융합 방법을 제시하고 있으나, 특징 융합 방법 간의 비교는 부족한 실정이다.

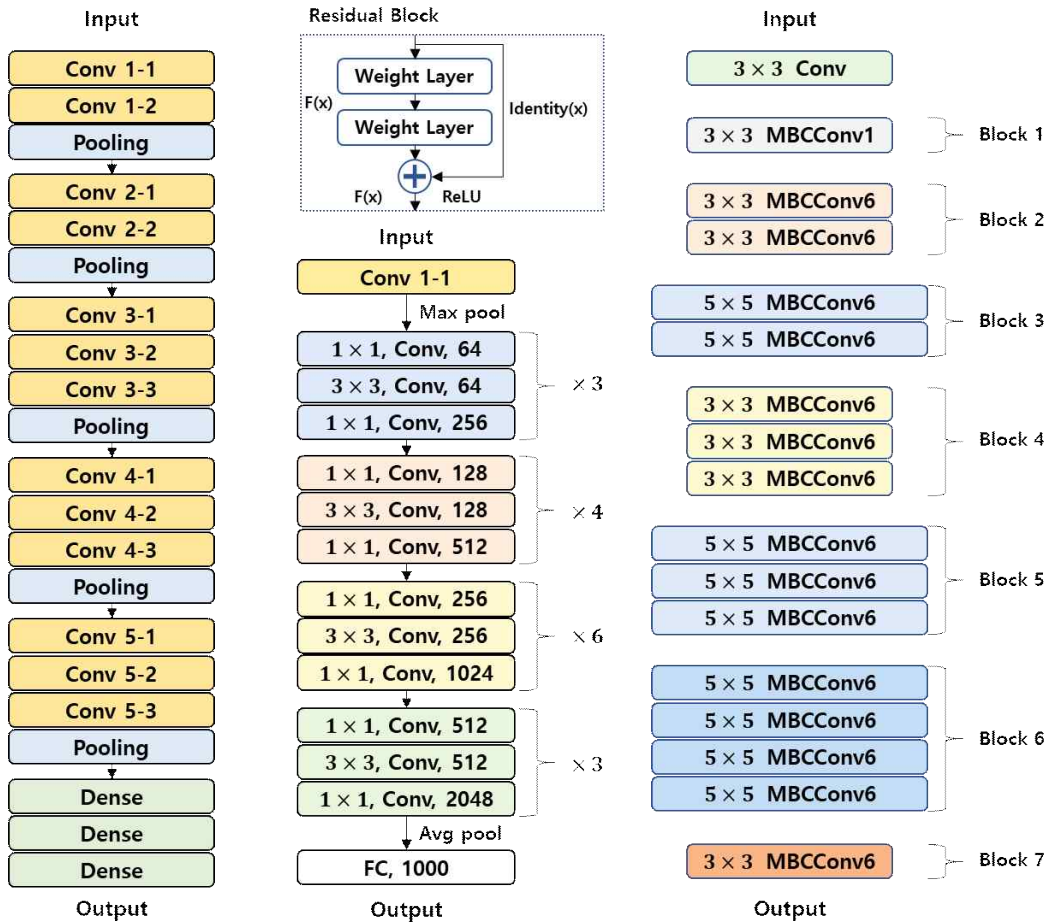
이에 본 논문에서는 특징 융합 방법 간 비교를 위해 지문, 얼굴, 홍채를 활용한 다중 생체 인식 모델을 제안한다. 제안하는 다중 생체 인식 모델의 특징 추출을 위해 VGG-16[19], ResNet-50[20], EfficientNet-B1[21], EfficientNet-B4[21], EfficientNet-B7[21], Inception-v3[22]를 사용한다. 특징 융합 방법 간 비교를 위해 ‘Sensor-Level’, ‘Feature-Level’, ‘Score-Level’, ‘Rank-Level’ 특징 융합 방법[9-12]을 사용한다.

본 논문의 2장에서는 생체 인식 모델과 특징 융합 방법들에 대한 설명을 기술했고, 3장에서는 제안하는 다중 생체 인식 모델에 대해 기술했다. 4장에서는 실험 및 결과에 대한 설명을 기술했고, 마지막 5장에서는 결론 및 향후 연구 과제에 대하여 기술했다.

II. 관련 연구

다중 생체 인식 모델은 사람의 신원 확인을 위해 두 가지 이상의 생체 특징을 융합하는 것을 의미한다. Haghghat et al., 2016은 두 특징 간의 상관관계를 최대화하고, 동시에 클래스 간 상관관계를 제거하여 상관관계가 클래스 내에 있도록 제한하는 특징 융합 기법인 DCA(Discriminative Correlation Analysis)를 제안했다[13]. Cherratet et al., 2020은 CNN(Convolutional Neural Networks), Softmax 및 Random Forest 분류기를 결합한 지문, 지정맥 및 얼굴 다중 생체 인식 시스템을 제안했다[14]. 전경과 배경 영역을 구분하기 위해 DBSCAN(Density-based spatial clustering of applications with noise)을 사용했다. 실험 결과 단일 생체 인식보다 높은 정확도를 달성했다. Zhang et al., 2018은 모바일 생체 인식을 위한 deep CNN 모델을 사용해 안구와 홍채 특징을 융합했다[15]. 각 생체의 구체적이고 간결한 특징을 생성하기 위해 CNN을 사용했고, 이후 가중치 연결 프로세스를 통해 안구와 홍채의 특징을 병합했다. Umer et al., 2021도 유사한 방식을 사용해 안구와 홍채 특징을 결합했다[11]. 특징 추출 및 분류를 위해 ResNet-50, VGG-16, Inception-v3를 사용했으며, 다양한 생체의 특징을 결합하여 성능이 향상되었음을 입증했다.

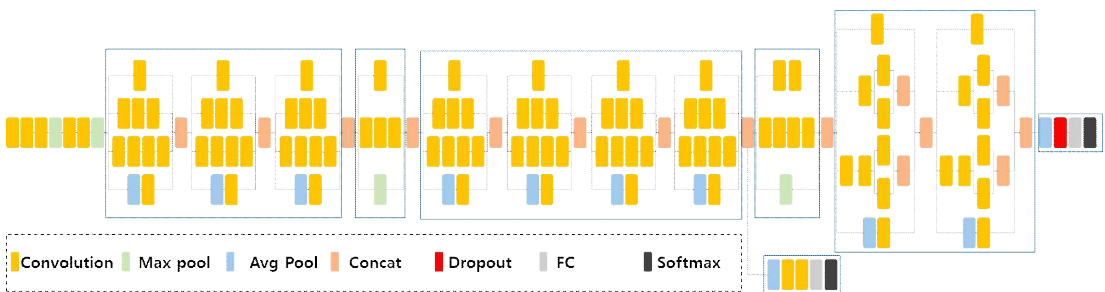
Alay et al., 2020은 VGG-16 모델을 사용해 홍채, 지정맥, 얼굴의 세 가지 CNN 모델을 결합했다[16]. 융합은 ‘Feature-Level’ 및 ‘Score-Level’ 융합 기법을 사용했다. Ammouret et al., 2020은 얼굴, 홍채 특성을 이용한 다중 생체 인식 시스템을 제안했다[17]. 홍채 특징 추출은 다중 해상도 2D Log Gabor 필터를 사용하여 다양한 크기와 방향의 텍스처 정보를 포착했다. 얼굴 특징 추출은 웨이블릿 변환과 함께 단일 스펙트럼 분석 방법을 사용했다. Kim et al., 2018은 손가락 정맥과 손가락 모양을 인식할 수 있는 생체



(a)

(b)

(c)



(d)

그림 1. 다중 생체 인식 특징 추출 모델 구성도
 (a) VGG-16, (b) ResNet-50, (c) EfficientNet, (d) Inception-v3
 Fig. 1 Multimodal biometric feature extraction model architecture
 (a) VGG-16, (b) ResNet-50, (c) EfficientNet, (d) Inception-v3

인식 시스템을 제안했고, 두 특징을 융합하기 위해 가중치 합계 및 베이저안 규칙을 사용했다[18].

본 연구에서는 얼굴, 홍채, 정맥 생체 정보를 사용해 다중 생체 인식 모델에서의 특징 융합 방법을 비교 평가한다.

III. 다중 생체 인식 모델

3.1 다중 생체 인식 특징 추출 모델

본 연구에서는 VGG-16, ResNet-50, EfficientNet-B1, EfficientNet-B4, EfficientNet-B7, Inception-v3를 사용한다[19-22].

VGG-16은 그림 1의 (a)와 같이 16개의 Convolution Layer, Pooling Layer, Fully Connected Layer로 구성된다. 3×3 크기의 Convolution Filter로 이미지를 처리하고, Max Pooling Layer를 사용해 이미지의 공간 해상도를 줄인다. 또한 ReLU(Rectified Linear Unit) 활성화 함수를 사용해 비선형성을 도입하여 모델이 더 복잡한 함수를 모델링 할 수 있도록 한다[19].

ResNet-50은 ResNet(Residual Network) 아키텍처 중 하나로, 그림 1의 (b)와 같이 총 50개의 Layer로 구성된다. 50층의 깊은 구조는 더 복잡한 특징을 추출하는 데 도움을 준다. ResNet은 Residual Blocks를 사용해 이전 계층의 출력을 현재 계층의 입력에 직접 추가 연결한다. 이러한 Residual Connection을 통해 깊은 네트워크를 학습하면서도 기울기 소실(Gradient Vanishing) 문제를 완화한다. 또한 병목(Bottleneck) 구조를 사용해 계산량을 줄이고 효율성을 향상시킨다[20].

EfficientNet은 Efficient Scaling, Compound Scaling, Inverted Residuals, Effient Blocks 등을 적용시키며, 모델의 크기와 복잡성을 조절하며, 성능을 향상시켰다. EfficientNet은 B0에서 B7까지 다양한 버전이 있으며, 도메인 및 리소스 등에 따라 적절한 버전을 선택할 수 있다. 그림 1의 (c)는 EfficientNet-B0의 구성도이다. B0는 가장 경량화된 버전이며, B7은 가장 큰 버전이다. 본 연구에서는 B1, B4, B7 모델을 사용해 모델의 크기 별 성능을 비교 평가한다[21].

Inception-v3는 그림 1의 (d)와 같이 48개의 Layer

로 구성되어 있다. Inception-v3는 Inception 모듈을 사용하여 모델을 구성한다. Inception 모듈은 다양한 크기의 Convolution Filter와 Fooling 연산을 병렬로 적용하여 다양한 이미지 특징을 추출한다. 또한 Bottleneck 구조를 사용해 계산량을 줄이고 모델의 효율성을 향상시켰다. 또한 중간 Layer에서 보조 분류기를 사용하여 기울기 소실 문제를 해결하고 훈련 안정성을 높였다[22].

본 연구에서는 모델 깊이 및 크기에 따라 융합 방법의 비교 평가를 위해 여러 모델을 사용한다. 각 모델의 깊이, 입력 크기, 파라미터 수는 표 1과 같다.

표 1. 모델의 입력 크기, 깊이, 파라미터 수
Table 1. Input size, depth, and number of parameters for the model

Model	Input Size	Depth [layers]	Params
VGG-16 [19]	224×224	16	138M
ResNet-50 [20]	224×224	50	25M
EfficientNet-B1 [21]	240×240	87	7M
EfficientNet-B4 [22]	380×380	153	17M
EfficientNet-B7 [23]	600×600	276	66M
Inception-v3 [24]	299×299	48	23M

3.2 다중 생체 인식 융합 방법

본 연구에서는 다중 생체 인식을 위해 ‘Sensor-Level’, ‘Feature-Level’, ‘Score-Level’, ‘Rank-Level’ 융합 방법을 비교 평가한다.

‘Sensor-Level’ 융합은 ‘Data-Level’ 융합이라고도 하며, 그림 2와 같이 일반적으로 데이터 수집 후 결합한다. 특징 추출에 앞서 원시 데이터에서 직접 융합을 수행한다. 본 연구에서는 얼굴, 홍채, 지문 원시 데이터를 사용하기 때문에 픽셀을 직접 결합하여 ‘Sensor-Level’ 융합을 수행한다.

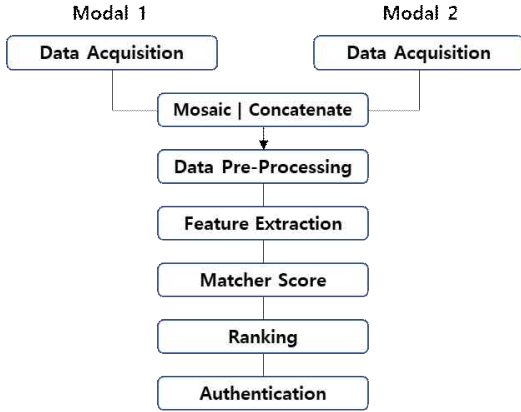


그림 2. 점수 수준 융합 흐름도
Fig. 2 Score-Level Fusion Flowchart

얼굴, 홍채, 지문 영상을 특징 추출 모델의 입력 크기에 맞춰 전처리한 후 Saturation 연산을 수행한다. Saturation 연산은 식(1)과 같이 한계값을 정하고 그 값을 벗어나는 경우 모두 특정 값으로 계산한다. 식(1)에서 M1과 M2는 입력 이미지이며, 계산 결과 0 미만은 모두 0으로, 255 초과는 모두 255로 표현한다.

$$S(M1, M2) = \begin{cases} M1 + M2 & \\ 0 & M1 + M2 < 0 \\ 255 & M1 + M2 > 255 \end{cases} \dots (1)$$

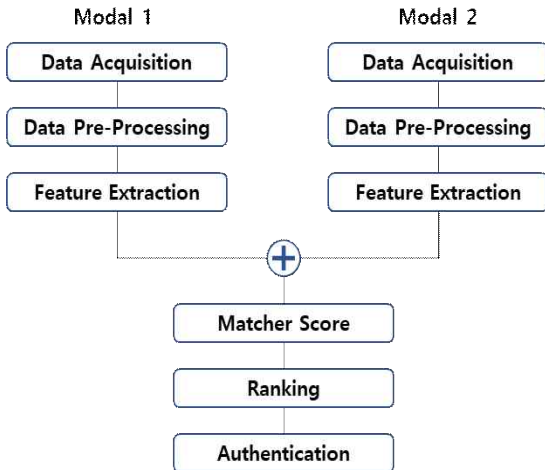


그림 3. 특징 수준 융합 흐름도
Fig. 3 Feature-Level Fusion Flowchart

‘Feature-Level’ 융합은 그림 3과 같이 원시 데이터에서 특징 추출 모델을 통해 추출된 특징맵을 융합하는 방법이다. 얼굴 이미지의 질감 및 구조적 특징, 홍채 이미지의 무늬 패턴, 지문 이미지의 용선의 형태와 같은 생체 특징을 융합한다. 각 생체 특성에서 추출된 특징맵을 표 2와 같이 Convolution Layer로 구성된 Fusion Block을 통해 융합한다.

표 2. Fusion Block 구성
Table 2. Fusion Block Configuration

Layer	Input Channels	Output Channels	Kernel Size	Padding	Stride
Conv1	2×a	a	1	0	1
Conv2	a	a/2	3	1	1
Conv3	a/2	a	3	1	1

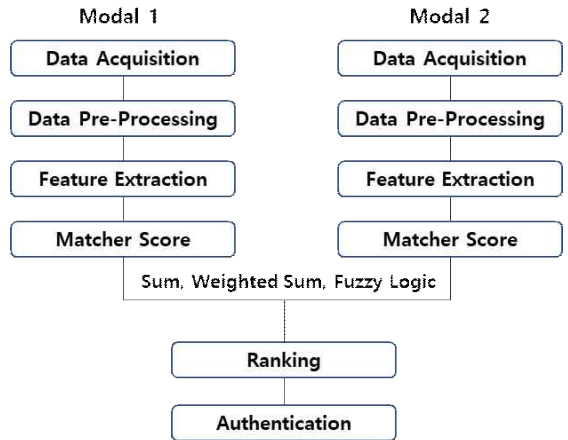


그림 4. 점수 수준 융합 흐름도
Fig. 4 Score-Level Fusion Flowchart

‘Score-Level’ 융합은 그림 4와 같이 Matcher에서 생성된 매치 점수를 결합하는 방법이다. 생체 별로 출력되는 매치 점수들을 결합한다. 본 연구에서는 식(2), (3)을 사용해 생체 특성의 매치 점수를 결합한다. M은 각 생체 특성, i는 샘플, N은 생체 인식 시스템에 등록된 사용자 수, F_s는 융합된 점수를 의미한다.

$$M_i = \frac{M_i - \min_{mci}}{\max_{si} - \min_{si}} \dots (2)$$

$$F_s = \sum_i^N (M_{m1i} + M_{m2i}) \quad \dots (3)$$

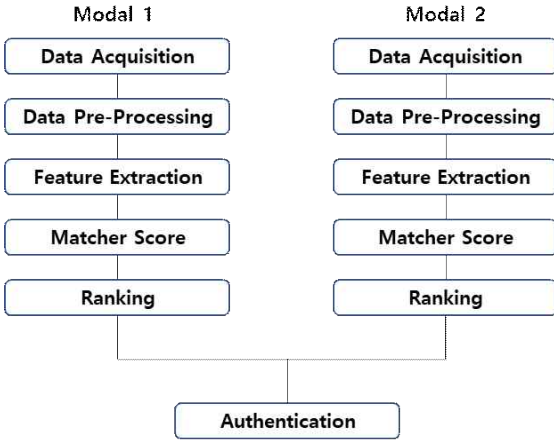


그림 5. 순위 수준 융합 흐름도
Fig. 5 Rank-Level Fusion Flowchart

‘Rank-Level’ 융합은 그림 5와 같이 매치 점수 비교 후, 생성된 순위를 결합하는 방법이다. 생성된 순위를 결합할 때 Borda Count[23], Logistic Regression[24], Highest Rank Method 등을 사용해 순위를 결합할 수 있다. 본 연구에서는 Borda Count 방법을 사용해 순위를 결합한다[23]. Borda Count 방법은 각 생체 특성별로 가능한 모든 사용자에게 우선 순위를 부여하는 투표 방식이다. 다수의 투표자가 각각 후보자들을 순위로 평가하고, 순위에 따라 점수를 부여한 뒤 이를 합산하여 순위를 도출한다.

IV. 실험 및 성능평가

4.1 생체 인식 데이터 구성 및 성능평가 지표

본 연구에서 생체 인식 모델의 비교 평가를 위해 2010년 중국 Shandong 대학교에서 수집한 SDUMLA-HMT 데이터 셋[25]을 사용한다. 총 106명의 피험자에게 얼굴, 지정맥, 보행 자세, 홍채, 지문에 대한 5가지 생체 특성을 수집했다. 본 연구에서는 얼굴, 지정맥, 홍채에 대한 생체 특성을 사용해 단일 및 다중 생체 인식 모델을 비교 평가한다. 그림 6은 생체 인식 데이터 샘플 이미지, 표 3는 생체 인식 데이터 구성 표이다.

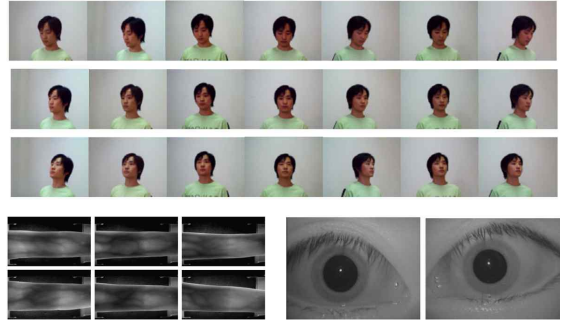


그림 6. SDUMLA-HMT 샘플 이미지
Fig. 6 SDUMLA-HMT sample image

표 3. 생체 인식 데이터 구성
Table 3. Configuring biometric data

Modality	Size	Extension	Count
Face	640×480	bmp	8,904
Finger vein	320×240	bmp	3,816
Iris	768×5769	grayscale bmp	1,060

얼굴 데이터는 7개의 카메라를 사용해 ‘위’, ‘앞’, ‘아래’를 쳐다보는 세 개의 포즈와, ‘웃음’, ‘짱그림’, ‘놀람’, ‘눈 감음’에 대한 네 개의 표정, ‘안경’, ‘모자’에 대한 두 개의 액세서리, 세 종류의 조명으로 얼굴을 촬영했다. 얼굴 데이터는 640×480픽셀의 bmp 파일이며, 총 8,904개의 데이터를 사용했다.

지정맥 데이터는 피험자에게 양손 검지, 중지, 약지 이미지를 수집한다. 각 손가락에 대해 6번 반복 수집한다. 지정맥 데이터는 320×240픽셀의 bmp 파일이며, 총 3,816개의 데이터를 사용했다.

홍채 데이터는 반사를 피하기 위해 피험자에게 안경을 벗고 6~32cm 이내에서 촬영했다. 피험자의 양쪽 눈에서 각각 5개씩 총 10개의 이미지를 촬영했다. 홍채 데이터는 768×576픽셀의 그레이 스케일 bmp 파일이며, 총 1,060개의 이미지를 사용했다.

본 연구의 실험 결과는 Precision, Recall, f1-score, Accuracy 등 일반적인 평가 지표로 제시한다. Precision은 모델이 True로 예측한 것 중 실제 True인 비율을 나타내며, 식(4)와 같이 계산한다.

표 4. 단일 생체 인식 실험 결과
Table 4. Unimodal biometric experiment result

Modal	Model	Precision	Recall	f1-score	Accuracy
Face	VGG-16[19]	89.23	84.24	86.66	79.40
	ResNet-50[20]	86.32	83.60	84.94	84.61
	EfficientNet-B1[21]	88.32	84.52	86.38	87.20
	EfficientNet-B4[21]	90.78	88.21	89.48	89.64
	EfficientNet-B7[21]	93.46	91.24	92.34	90.32
	Inception-v3[22]	88.19	84.61	86.36	88.10
Finger Vein	VGG-16[19]	86.23	81.61	83.86	73.56
	ResNet-50[20]	83.24	81.22	82.22	77.83
	EfficientNet-B1[21]	84.31	82.04	83.16	80.38
	EfficientNet-B4[21]	87.21	83.49	85.31	81.31
	EfficientNet-B7[21]	89.96	88.11	89.03	85.22
	Inception-v3[22]	83.74	83.24	83.49	78.17
Iris	VGG-16[19]	85.57	81.55	83.51	73.69
	ResNet-50[20]	83.05	80.74	81.88	78.33
	EfficientNet-B1[21]	83.65	81.29	82.45	81.56
	EfficientNet-B4[21]	86.31	84.22	85.25	81.31
	EfficientNet-B7[21]	89.45	87.80	88.62	84.27
	Inception-v3[22]	84.69	82.47	83.57	77.85

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad \dots (4)$$

여기서 TP(True Positive)는 실제 값이 True인 정답을 True로 예측한 수를 나타내며, FP(False Positive)는 실제 값이 False인 정답을 True로 예측한 수를 나타낸다. Recall은 실제 값이 True인 것 중 분류기가 True로 분류한 비율을 나타내며, 식(5)와 같이 계산한다.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad \dots (5)$$

여기서 FN(False Negative)은 실제 값이 True인 정답을 False로 예측한 수를 나타낸다. f1-score는 Precision과 Recall의 조화평균 값으로, 식(6)과 같이 계산한다. 또한 모델 정확도는 식(7)과 같이 계산한다.

$$f1 - score = 2 \times \frac{Precision \times Recall}{Precision + Recall} \quad \dots (6)$$

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad \dots (7)$$

4.2 단일 생체 인식 실험 및 성능평가

단일 생체 인식 실험은 SDUMLA-HMT 데이터 셋에서 각 생체 특성별로 3.1절에서 언급한 6가지 모

델을 사용해 실험했다. 표 4는 Precision, Recall, f1-score, Accuracy 측면에서의 실험 결과이다. VGG-16 모델은 모든 생체 특성에서 80% 이하의 정확도를 달성했고, EfficientNet-B1, B4, B7은 모든 생체 특성에서 80% 이상의 정확도를 달성했다. 특히 EfficientNet-B7은 다른 모델에 비해 높은 정확도를 달성했다. 얼굴 생체 특성에서는 VGG-16 모델을 제외한 5가지 모델 모두 80% 이상의 정확도를 보였다. 하지만 지정맥 및 홍채 생체 특성에서는 얼굴 생체 특성에 비해 낮은 정확도를 보였다.

4.3 다중 생체 인식 실험 및 성능평가

다중 생체 인식 실험은 SDUMLA-HMT 데이터 셋을 사용해 3.2절에서 언급한 4가지 융합 방법을 비교 평가했다. 표 5는 ‘Sensor-Level’ 융합 기반 생체 인식 실험 결과이다. 정확도 결과는 모든 모델이 80% 이상을 달성했으며, 특히 EfficientNet-B4 및 EfficientNet-B7은 90% 이상을 달성하며 우수한 성능을 보였다. ‘Sensor-Level’ 융합을 통해 하나의 이미 지 내 여러 특성이 합쳐지며 성능이 향상됐다.

표 6은 ‘Feature-Level’ 융합 기반 생체 인식 실험

결과이다. ‘Feature-Level’ 융합은 다른 융합 방법과 비교하여 가장 높은 성능을 보였다. 각 생체 특성에서 특징을 추출한 후, 추출된 특징맵을 융합하여 match 함으로써 성능 향상을 보였다. EfficientNet-B1, B4, B7 및 Inception-v3 모델에서 90% 이상의 정확도를 보였으며, 특히 EfficientNet-B7의 경우 Precision, Recall, f1-score, Accuracy가 각각 97.79%, 98.35%, 99.07%, 98.51%로 인증 시스템에 활용 가능할 것으로 기대된다.

표 5. 센서 수준 융합 생체 인식 실험 결과
Table 5. Sensor-Level fusion biometrics experiment result

Model	Precision	Recall	f1-score	Accuracy
VGG-16 [19]	91.53	85.75	88.54	80.46
ResNet-50 [20]	87.91	86.81	87.36	85.66
EfficientNet-B1 [21]	90.36	87.54	88.92	88.52
EfficientNet-B4 [21]	92.21	89.7	90.94	90.75
EfficientNet-B7 [21]	94.82	94.02	94.42	91.75
Inception-v3 [22]	89.99	87.51	88.73	89.34

표 6. 특징 수준 융합 생체 인식 실험 결과
Table 6. Feature-Level fusion biometrics experiment result

Model	Precision	Recall	f1-score	Accuracy
VGG-16 [19]	95.2	90.47	92.77	84.08
ResNet-50 [20]	92.58	90.91	91.74	88.9
EfficientNet-B1 [21]	95.12	91.8	93.43	92.15
EfficientNet-B4 [21]	96.23	94.56	95.39	95.21
EfficientNet-B7 [21]	97.79	98.35	99.07	98.51
Inception-v3 [22]	94.97	91.52	93.21	93

표 7은 ‘Score-Level’ 융합 기반 생체 인식 실험 결과이며, 표 8은 ‘Rank-Level’ 융합 기반 생체 인식 실험 결과이다. ‘Score-Level’ 및 ‘Rank-Level’ 융합은 모든 모델에서 80% 이상의 정확도를 보였으나, ‘Feature-Level’ 융합에 비해 낮은 성능을 보였다. 단일 생체 인식 모델의 match score를 기반으로 ‘Score-Level’ 및 ‘Rank-Level’ 융합을 수행하기 때문에, 단일 생체 인식 모델의 성능을 높일 경우 ‘Score-Level’ 및 ‘Rank-Level’ 융합에서 뛰어난 성능을 보일 것으로 기대된다.

표 7. 점수 수준 융합 생체 인식 실험 결과
Table 7. Score-Level fusion biometrics experiment result

Model	Precision	Recall	f1-score	Accuracy
VGG-16 [19]	94.02	89.23	91.57	82.81
ResNet-50 [20]	91.28	89.91	90.59	87.79
EfficientNet-B1 [21]	93.62	90.53	92.05	90.77
EfficientNet-B4 [21]	94.8	93.09	93.94	94.17
EfficientNet-B7 [21]	96.56	96.99	96.78	95.21
Inception-v3 [22]	93.64	90.29	91.93	91.96

표 8. 순위 수준 융합 생체 인식 실험 결과
Table 8. Rank-Level fusion biometrics experiment result

Model	Precision	Recall	f1-score	Accuracy
VGG-16 [19]	94.52	89.22	91.79	82.41
ResNet-50 [20]	91.62	90.36	90.99	87.74
EfficientNet-B1 [21]	93.66	90.4	92	91.16
EfficientNet-B4 [21]	95.1	93.21	94.15	94.06
EfficientNet-B7 [21]	96.33	97.1	96.71	95.48
Inception-v3 [22]	93.77	90.57	92.14	91.8

V. 결 론

본 논문에서는 정보 보안 시스템의 인증에 사용할 수 있는 생체 인식 모델의 융합 방법의 성능을 비교하기 위해 기존 딥러닝 모델을 사용했다. 결과적으로 단일 생체 인식 모델보다 다중 생체 인식 모델을 사용하는 것이 바람직하다고 결론지었다. 특히 다중 생체 인식의 융합 방법 중 'Feature-Level' 융합 방법은 각 생체 특성의 특징을 추출하고 융합함으로써 높은 성능을 보였다. 'Feature-Level' 융합 방법을 사용해 다양한 생체 특성을 융합하여 인증 시스템에 사용해도 적합할 것으로 판단된다. 개인 정보 활용이 늘어나고 있는 시대에 있어 다중 생체 인식 기술은 정확한 신원 확인 수단으로 활용 가능하며 높은 보안 성능을 보장한다. 이러한 생체 인식 기술은 공공분야, 민간 분야 등에 모두 적용 가능한 필수 기술 분야로 활용 가능성이 높다.

그러나 다양한 생체 특성을 융합할 경우, 생체 특성별 모델이 필요함으로써 다중 생체 인식 모델의 크기가 커진다. 모델의 크기가 커질 경우 계산량이 늘어나 실시간 인증에 사용이 불가능하다. 이를 위해 모델의 경량화를 위한 연구가 필요하다. 특히, 다중 생체 특성을 융합하는 데 있어 여러 생체 특성 중 높은 성능을 보이는 생체 특성만을 선택하여 계산량을 줄이는 최적화 관련 연구가 필요하다.

감사의 글

이 논문은 국립순천대학교 국립대학육성사업에 의해 연구되었음

References

- [1] P. S. Sanjekar and J. B. Patil, "An overview of multimodal biometrics," *Signal & Image Processing* vol. 4 no. 1, 2013, pp. 57-64.
- [2] S. Minaee, A. Abdolrashidi, H. Su, M. Bennamoun, and D. Zhang, "Biometrics recognition using deep learning: A survey," *Artificial Intelligence Review*, vol. 56, 2023, pp. 1-49.
- [3] H. Lee and Y. Kim, "Biometric technology trends using physical characteristics," *S&T Market Report*, vol. 63, 2018.
- [4] Y. Gu, "Opportunities in the biometric industry market using biometric information," *ASTI MARKET INSIGHT 2022-086*, 2022.
- [5] J. Son, H. Lee, H. Bae, Y. Kim, and B. Lee, "Driving under the influence Prevention System Using Fingerprint sensors with Arduino," *J. of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 17, no. 5, 2022, pp. 969-976.
- [6] K. Lee, J. Kim, and G. Kwon, "Smart Healthcare Access Management System using Iris Recognition," *J. of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 18, no. 5, 2023, pp. 971-980.
- [7] M. Ying and K. Kim, "CNN Based 2D and 2.5D Face Recognition For Home Security System," *J. of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 14, no. 6, 2019, pp. 1207-1214.
- [8] S. Yoon and K. Kim, "Personal Biometric Identification based on ECG Features," *J. of the Korea Institute of Electronic Communication Sciences*, vol. 10, no. 4, 2015, pp. 521-526.
- [9] K. Simonyan and A. Zisserman, "Very deep convolutional networks for large-scale image recognition," *arXiv preprint arXiv:1409.1556*, vol. 1, 2014.
- [10] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun, "Deep residual learning for image recognition," *Proc. of the IEEE Conf. on computer vision and pattern recognition*, Las Vegas, USA, 2016, pp. 770-778.
- [11] M. Tan and Q. Le, "Efficientnet: Rethinking model scaling for convolutional neural networks," *Int. Conf. on machine learning PMLR*, Long Beach, California, USA, 2019, pp. 6105-6114.
- [12] C. Szegedy, V. Vanhoucke, S. Ioffe, J. Shlens, and Z. Wojna, "Rethinking the inception architecture for computer vision," *Proc. of the IEEE Conf. on computer vision and pattern recognition*, Las Vegas, USA, 2016, pp. 2818-2826.
- [13] H. Jaafar and D. A. Ramli, "A review of multibiometric system with fusion strategies and weighting factor," *Int. Journal of Computer Science Engineering* vol. 2, no. 4, 2013, pp. 158-165.
- [14] P. Byahatti and S. M. Hatture, "A fusion model for multimodal biometric system," *Int. Journal of Engineering Research & Technology*, vol. 5, no. 6, 2017, pp. 1-5.

[15] M. Leghar, S. Memon, L. D. Dhomeja, A. H. Jalbani, and A. A. Chandio, "Deep feature fusion of fingerprint and online signature for multimodal biometrics," *Computers*, vol. 10 no. 2, 2021, pp. 21-35.

[16] W. Yang, D. Shi, and W. Zhoum, "Convolutional neural network approach based on multimodal biometric system with fusion of face and finger vein features," *Sensors*, vol. 22, no. 16, 2022, pp. 6039-6053.

[17] M. Haghghat, M. Abdel-Mottaleb, and W. Alhalabi, "Discriminant correlation analysis for feature level fusion with application to multimodal biometrics," *2016 IEEE Int. Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing*, IEEE, Shanghai, China, 2016, pp. 1866-1870.

[18] E. M. Cherrat, R. Alaoui, and H. Bouzahir, "Convolutional neural networks approach for multimodal biometric identification system using the fusion of fingerprint, finger-vein and face images," *PeerJ Computer Science*, vol. 6, 2020, pp. e248.

[19] Q. Zhang, H. Li, Z. Sun, and T. Tan, "Deep feature fusion for iris and periocular biometrics on mobile devices," *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, vol. 13, no. 11, 2018, pp. 2897-2912.

[20] N. Alay and H. H. Al-Baity, "Deep learning approach for multimodal biometric recognition system based on fusion of iris, face, and finger vein traits," *Sensors*, vol. 20, no. 19, 2020, pp. 5523-5539.

[21] B. Ammour, L. Boubchir, T. Bouden, and M. Ramdani, "Face - iris multimodal biometric identification system," *Electronics*, vol. 9, no. 1, 2020, pp. 85-102.

[22] W. Kim, J. Song, and K. Park, "Multimodal biometric recognition based on convolutional neural network by the fusion of finger-vein and finger shape using near-infrared (NIR) camera sensor," *Sensors*, vol. 18, no. 7, 2018, pp. 2296-2329.

[23] P. Emerson, "The original Borda count and partial voting," *Social Choice and Welfare*, vol. 40, 2013, pp. 353-358.

[24] C. Y. J. Peng, K. Lee, and G. M. Ingersoll, "An introduction to logistic regression analysis and reporting," *The journal of educational*

research, vol. 96, no. 1, 2002, pp. 3-14.

[25] Y. Yin, L. Liu, and X. Sun, "SDUMLA-HMT: A multimodal biometric database," *Biometric Recognition: 6th Chinese Conf.*, Beijing, China, Dec. 2011, pp. 260-268.

저자 소개

김준영(Jun-Yeong Kim)



2019년 국립순천대학교 멀티미디어공학과 졸업(공학사)

2021년 국립순천대학교 대학원 멀티미디어공학과 졸업(공학석사)

2021년 ~ 현재 국립순천대학교 대학원 멀티미디어공학과 박사과정

※ 관심분야 : 컴퓨터 비전, 딥러닝, 객체 탐지

정세훈(Se-Hoon Jung)



2010년 국립순천대학교 멀티미디어공학과 졸업(공학사)

2012년 국립순천대학교 대학원 멀티미디어공학과 졸업(공학석사)

2017년 국립순천대학교 대학원 멀티미디어공학과 졸업(공학박사)

2018년 영산대학교 빅데이터융합전공 조교수

2020년 안동대학교 창의융합학부 조교수

2022년 ~ 현재 국립순천대학교 컴퓨터공학과 조교수

※ 관심분야 : 소프트웨어공학, 강화학습, 블록체인, 딥러닝, 데이터 마이닝, 빅데이터 분석 및 예측

심춘보(Chun-Bo Sim)



1996년 전북대학교 컴퓨터공학과 졸업(공학사)

1998년 전북대학교 대학원 컴퓨터공학과

졸업(공학석사)

2004년 전북대학교 대학원 컴퓨터공학과 졸업(공학박사)

2005년 ~ 현재 국립순천대학교 인공지능공학부 교수

※ 관심분야 : 빅데이터, 블록체인, 딥러닝, 생성모델, 자연어 처리, 강화학습