

인공 신경망 기반의 지문 영상 복원 알고리즘

장석우¹, 이사무엘², 김계영^{2*}

¹안양대학교 소프트웨어학과

²송실대학교 소프트웨어학부

An Algorithm of Fingerprint Image Restoration Based on an Artificial Neural Network

Seok-Woo Jang¹, Samuel Lee², Gye-Young Kim^{2*}

¹Department of Software, Anyang University

²School of Software, Soongsil University

요약 일반적인 지문 인식기에서 이용되는 미뉴셔 특징은 표현 공격에는 강건하지만 오 정합률이 상대적으로 높다는 약점이 있다. 따라서 미뉴셔 특징은 스켈리톤 영상과 함께 이용되는 경향이 있다. 보통 지문의 미뉴셔 특징에 대한 보안 취약성 연구는 많이 진행되어 있으나 스켈리톤에 대한 취약성 연구는 미약한 형편이므로 본 연구에서는 스켈리톤에 대한 표현 공격의 취약성을 분석하고자 한다. 이를 위해, 본 연구에서는 지문의 스켈리톤으로부터 학습 알고리즘을 사용해 원래의 지문을 복구하는 방법을 제시한다. 본 논문에서 제시된 방법은 기존의 Pix2Pix 모델에 잠재 벡터를 추가한 새로운 학습 모델인 Pix2Pix을 제안하여, 보다 자연스러운 지문을 생성한다. 본 논문의 실험 결과에서는 제시된 학습 알고리즘을 이용해 원래의 지문을 복원한 다음, 복원된 지문을 지문 인식기에 입력시켜 높은 인식률을 달성하였다. 그러므로 본 연구는 스켈리톤을 함께 이용하는 지문 인식기는 표현 공격에 취약함을 검증하였다. 본 논문에서 제시된 접근방법은 지문 인식 및 복원, 비디오 보안, 생체 인식 등과 연관된 많은 실제적인 응용 분야에서 유용하게 사용될 것으로 기대된다.

Abstract The use of minutiae by fingerprint readers is robust against presentation attacks, but one weakness is that the mismatch rate is high. Therefore, minutiae tend to be used with skeleton images. There have been many studies on security vulnerabilities in the characteristics of minutiae, but vulnerability studies on the skeleton are weak, so this study attempts to analyze the vulnerability of presentation attacks against the skeleton. To this end, we propose a method based on the skeleton to recover the original fingerprint using a learning algorithm. The proposed method includes a new learning model, Pix2Pix, which adds a latent vector to the existing Pix2Pix model, thereby generating a natural fingerprint. In the experimental results, the original fingerprint is restored using the proposed machine learning, and then, the restored fingerprint is the input for the fingerprint reader in order to achieve a good recognition rate. Thus, this study verifies that fingerprint readers using the skeleton are vulnerable to presentation attacks. The approach presented in this paper is expected to be useful in a variety of applications concerning fingerprint restoration, video security, and biometrics.

Keywords : Deep Learning, Fingerprint Image, Feature Extraction, Recognition Rate, Binarization

*Corresponding Author : Gye-Young Kim(Soongsil Univ.)

email: gykim11@ssu.ac.kr

Received July 2, 2020

Accepted August 7, 2020

Revised August 6, 2020

Published August 31, 2020

1. 서론

일반적으로 생체 인식 방법은 개인마다의 신체적인 특징이나 행동적인 특징을 파악하여 인간을 효과적으로 인식하는 방법이다. 사람의 신체적인 특징은 인체 기관으로부터 직접 획득할 수 있다. 그리고 사람의 행동적인 특징은 인간의 행동으로부터 간접적으로 획득할 수 있다. 생체 인식은 이용되는 생체의 특징에 따라서 홍채 인식, 지문 인식, 얼굴 인식, 정맥 인식 등이 있다[1]. 이 생체 인식 방법 중에서 지문 인식은 획득되는 특징이 보편적이고 영속적이므로 가장 많이 이용되고 있는 생체 인식 방법 중의 하나이다.

그러나 대부분의 생체 인식 방법들은 표현 공격(presentation attack)에 약하다. 보통 표현 공격은 해당하는 생체 특징을 허락 없이 추출하거나, 생체 인식기로부터 노출된 특징을 생체 인식기에 입력시켜서 생체 인식기를 공격한다. 일반적인 생체 인식기는 유출을 최대한 방지하기 위해서 특징을 템플릿 형태로 저장한다. 지문 인식기도 특징을 템플릿으로 저장하는데, 템플릿으로 이용되는 주요한 지문의 특징으로는 방향 맵(orientation map) 특징, 유형 특징, 스켈리톤(skeleton) 특징, 융기선(ridge contour)으로부터 추출되는 미뉴셔(minutiae) 특징 등이 있다[2].

최근에 등장한 지문 인식기는 보통 미뉴셔 특징과 다른 특징들을 함께 이용하는 추세이다. 그리고 지문을 보다 작은 여러 부분으로 분할한 다음, 일정 부분들이 동일하면 전체 지문을 인식하는 알고리즘으로 보다 편리하게 진화하고 있다. 한편, 기존에 개발되어 있는 지문 인식기는 보안이 상대적으로 취약하므로, 템플릿과 관련된 보안의 취약성 연구가 보다 필요가 실정이다[3].

템플릿 형태로 저장된 지문의 특징으로부터 원래의 지문을 복원하는 기존의 표현 공격에 대한 생체 취약성 연구는 관련된 참고문헌에서 찾아볼 수 있다. 연구 [4]에서는 미뉴셔 정보가 오리엔테이션 필드, 그리고 원래의 지문 이미지를 재구성하는데 잠재적으로 사용될 수 있는 연관된 지문의 유형과 같은 실질적인 세부 사항을 드러낼 수 있음을 보여주었다. 제안된 방법은 미뉴셔 지문 정보를 활용하여 부모 지문의 방향 맵을 추정함으로써 지문을 복원하였다. 그리고 추정된 방향 맵은 기저 융기 흐름(underlying ridge flow)과 현저하게 일치하는 것으로 관찰되었다.

연구 [5]에서는 주파수의 마루를 지문의 융기선(ridge contour)으로 가정하였다. 그리고 융기선의 각도를 설정

하는 연속적인 위상(continuous phase)과 융기선의 타입을 설정하는 나선형의 위상 (spiral phase)을 효과적으로 통합하여 지문 영상을 복원하는 알고리즘을 제시하였다. 이 알고리즘에서는 ISO/IEC 표준 템플릿으로 이용되고 있는 미뉴셔에 대해, 지문을 복원하여 지문 인식기의 표현 공격에 대한 취약성을 확인시켜 주고 있다.

연구 [6]에서는 GAN(Generative Adversarial Networks)의 확장 버전인 WGAN(Wasserstein GAN)을 이용하여 지문 인식기를 무력화할 수 있는 마스터 지문을 만드는 알고리즘을 제시하였다. 그리고 이 연구는 지문 영상의 한 부분만을 이용하는 최신의 지문 인식기는 표현 공격에 취약하다는 사실을 확인시켜 주고 있다.

연구 [7]에서는 cGAN(conditional GAN)을 사용하여 유형 특징으로부터 지문을 복원하는 방법을 제시하였다. 그리고 이 방법에서는 지문의 유형 특징을 템플릿으로 이용하는 지문 인식기에 대한 표현 공격이 취약하다는 것을 보여주었다. 위에서 기술한 방법들 이외에도 지문 영상의 복원에 관련된 많은 서로 다른 방법들이 계속해서 관련 문헌들에 소개되고 있다[8].

그러나 앞에서 기술된 기존의 알고리즘들은 그 완성도가 낮으며, 여러 가지의 제약사항(constraint)이 존재한다. 그리고 기존의 템플릿 기반의 지문 영상 보안 취약성 방법들은 복구된 지문이 자연스럽지 않은 모양을 나타내고 있어서 표현 공격 성공률이 상대적으로 낮다.

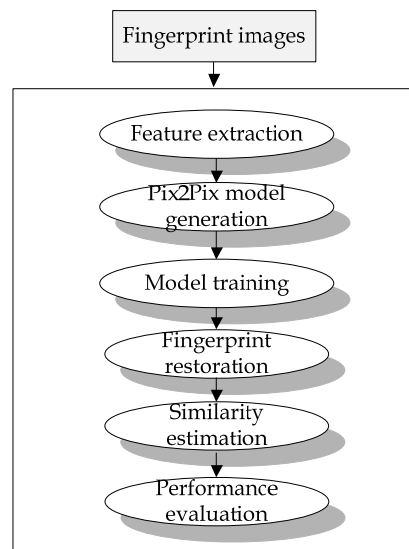


Fig. 1. Overall flow of the suggested algorithm

따라서 본 논문에서는 지문 인식기로부터 추출된 템플릿으로부터 지문의 스켈리톤(skeleton) 영상을 추출한 다음, 지문의 스켈리톤 영상으로부터 지문 인식기의 위조 판별 시스템을 속일 만큼 실제 지문과 유사한 지문을 신경망 기반의 새로운 영상-대-영상 변환모델인 Pix2Pix 모델을 이용하여 복원하는 방법을 제안한다. 아래의 Fig. 1은 본 연구에서 제안하는 심층 학습 알고리즘을 기반으로 지문 영상을 복원하는 알고리즘의 전반적인 흐름도를 표현한다.

Fig. 1에서 도식화된 것과 같이, 본 연구에서 제시된 접근 방법에서는 먼저 지문의 특징을 획득한다. 그런 다음, 지문 복원을 위해 지문 인식기로부터 획득한 지문 스켈리톤 영상과 지문 영상을 기계 학습 모델인 Pix2Pix에 학습시킨다. 그리고 지문 복원을 위한 모델 학습 단계에서 사전에 학습된 Pix2Pix 모델에 지문 스켈리톤 영상을 입력하여 지문을 복원한다. 마지막으로, 실제 지문과 복원된 지문과의 유사성을 추출하고, 지문 인식기에 이를 인식시켜서 복원된 지문의 정확성을 계량한다.

1장에서는 본 연구를 수행하게 된 전체적인 동기 및 배경에 대해 설명하였다. 2장에서는 지문의 특징을 강인하게 추출하는 방법에 대해 기술한다. 3장에서는 Pix2Pix 모델을 사용해 추출된 지문 특징으로 실제 지문과 유사한 지문 영상을 복원하는 방법에 대해 설명한다. 그리고 4장에서는 제안된 지문 복원 방법의 성능을 비교 평가하기 위해서 수행한 실험결과를 보이며, 5장에서는 본 논문의 결론 및 향후 연구방향을 기술한다.

2. 특징 추출

본 논문에서 사용하는 지문에 대한 스켈리톤 특징은 미뉴셔 특징을 획득하는 과정에서 얻는다. 우선 영상 추출 단계에서는 광학식 센서로부터 지문 영상을 캡처한다. 보통 지문을 촬영하기 위한 센서는 보통의 카메라에 해당하는 광학식 센서, 지문의 열을 센싱하는 열 감지 센서, 지문이 접촉되는 영역의 정전 용량을 센싱하는 정전식 센서, 그리고 지문을 초음파로 획득하는 초음파 센서 등이 존재한다. 이 중에서 일반적으로 가격이 저렴한 광학식 센서가 널리 이용된다.

다음으로는 획득된 지문 영상에 대해 영상 강화(enhancement) 연산을 적용한다. 본 논문에서 영상 강화는 지문의 주요 특징을 보다 효과적으로 획득하기 위해서 먼저 지문 영상을 가로와 세로의 크기가 동일한 블

록 단위로 분할하고, 분할된 블록의 주 각도를 추출한 다음, 추출된 각도를 가보(Gabor) 필터의 파라미터로 적용한다.

그런 다음, 강화 연산이 적용된 지문을 이진화(binanzation)한다. 본 논문에서 영상의 이진화는 성능이 우수하다고 알려진 Otsu 알고리즘[9]을 사용하여 지문의 용기가 시각적으로 잘 나타날 수 있도록 수행한다.

마지막으로, 영상 세선화(thinning) 알고리즘을 이진화된 지문에 적용하여 지문의 스켈리톤 영상을 획득할 수 있다.

그리고 지문 영상의 미뉴셔 특징은 이전 단계에서 획득된 스켈리톤 영상으로부터 CN(Crossing Number) 알고리즘을 적용하여 획득될 수 있다[27]. 여기에서 CN 알고리즘은 지문의 스켈리톤 영상에 Fig. 2에 나와 있는 3×3 마스크(mask)를 적용해 추출될 수 있다.

P ₄	P ₃	P ₂
P ₅	P	P ₁
P ₆	P ₇	P ₈

Fig. 2. An example of a mask

본 논문에서는 지문의 스켈리톤 영상에 Fig. 2의 마스크를 씌우고, 식 (1)을 적용하여 스켈리톤 영상에 대한 CN 값을 산출할 수 있다.

$$CN = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^8 |P_i - P_{i+1}| \quad (1)$$

본 논문에서는 이전 단계에서 추출된 CN 값으로부터 현재의 마스크가 위치하는 지점의 용기선(ridge contour)의 타입을 유추할 수 있다. 그리고 CN의 값에 따른 용기선의 타입은 Table 1과 같다.

일반적으로 CN의 값에 따라 서로 다른 타입의 용기선이 존재한다. 그런데 보통 미뉴셔로 이용되는 용기선의 타입은 용기선의 종료 점(CN=1)과 용기선의 분할 점(CN=3)만이 이용된다.

Table 1. Types of ridge contour

CN	Type
0	Isolated point
1	Ridge ending point
2	Continuing ridge point
3	Bifurcation point
4	Crossing point

3. 지문 복원

전형적인 모델인 Pix2Pix는 입력되는 패턴인 x , 그리고 출력되는 패턴인 y 를 학습한다. 그러므로 전형적인 모델인 Pix2Pix의 생성 신경망 G (generator)는 x 의 매핑 함수로의 역할을 진행하고, 생성 신경망의 입출력에 대한 결정성을 가진다. 다시 말해, 이 결정성은 학습 패턴과 유사한 패턴이 들어오면 좋은 출력이 산출되지만, 학습 패턴과 동일하지 않은 패턴이 들어오면 적절하지 않은 출력이 산출된다.

$$\min_{G, D} \max_D V(D, G) = E_{x,y} [\log D(x, y)] + E_{x,y} [\log (1 - D(G(z, x), y))] + \lambda E_{x,y} [loss(y - G(z, x))] \quad (2)$$

본 논문에서 새롭게 제시하는 Pix2Pix 모델은 식 (2)와 같이 생성 신경망 G 에 잠재 변수(latent variable)인 z 를 적용하여 확률성(stochastic)을 가지게 만든다. 즉, z 를 이용하면 입력 패턴의 차원이 높아지고, 학습 패턴과 상이한 데이터가 들어와도 양호한 출력이 산출된다. 그리고 제안된 모델은 전형적인 모델인 Pix2Pix의 재건항(reconstruction term)에 가중치인 λ 를 설정하여 제안된 모델에서 재건항의 역할을 유연하게 조정하도록 하였다. 따라서 본 연구에서는 가중치를 사용해 제시하는 모델의 결정성을 조정할 수 있게 된다.

지문 스켈리톤 영상에서 원래 지문으로 복원하기 위해 제시된 신경망 모델인 Pix2Pix의 구조는 Fig. 3에서 보여진다. 본 연구에서 제안된 모델은 3채널 256×256 화소 크기의 영상을 입력받고, 3채널 256×256 화소 크기의 영상을 출력하는 스킵 연결(skip-connection)을 이용하는 인코더-디코더 구조를 가진다.

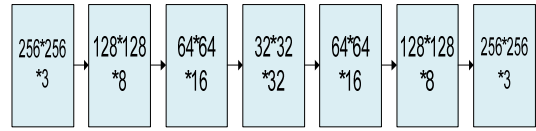


Fig. 3. Structure of the suggested model

본 연구에서 제시된 인코더-디코더 구조는 보통 VAE(variational auto-encoder)가 이용한다. 다시 말해, 인코더는 입력되는 데이터로부터 특징을 추출하고, 디코더는 인코더가 추출한 특징을 원래 데이터로 복호화를 수행한다. 그러나 인코더-디코더는 인코더가 데이터를 인코딩하면서 상당한 양의 정보가 손실되므로, 제안된 Pix2Pix의 생성 신경망으로 이용하기에는 부적절하다. 따라서 제시하는 모델에서는 인코더-디코더 구조에 유넷(U-Net)의 스킵 연결을 적용하였다.

우선 유넷은 스킵-연결 때문에 자료의 흐름이 U자 모양을 나타내므로 유넷이라는 이름이 붙여졌다. 그리고 스킵-연결은 자료가 전체 계층을 통과하지 않으므로 붙여진 이름이다. 유넷은 자료의 차원을 축소하고 다시 증가시키는 기존의 인코더-디코더와는 다르게, 스킵-연결 때문에 인코더와 디코더의 계층에서 나오는 자료가 채널 형식으로 더해진다. 다시 말해, 인코더에 존재하는 1계층의 출력 자료의 한 부분은 디코더에 존재하는 1계층의 입력 자료와 같이 입력되어진다. 그러므로 유넷은 입력 자료의 커다란 손실 없이 자료를 정상적으로 출력한다.

본 논문에서 제시하는 모델인 Pix2Pix는 합성곱(convolution) 필터나 전치 합성곱(transposed convolution) 필터로서 3×3 크기의 커널을 이용하고, 활성화 함수(activation function)로는 쌍곡선 탄젠트(hyperbolic tangent)를 적용하는 출력 계층을 뺀 나머지 전체 계층에서는 ReLU(Rectified Linear Unit) 함수를 이용한다.

ReLU 함수는 인공 신경망에서 빈번하게 이용되는 활성화 함수인 쌍곡선 탄젠트 함수나 시그모이드 함수와는 다르게 입력되는 값이 0보다 큰 경우에도 값들이 선형적으로 높아지므로 인공 신경망의 깊이가 깊어도 그래디언트 소실 문제(vanishing gradient problem)가 일어나지 않으므로 학습이 훌륭하게 진행된다. 그러나 ReLU 함수는 기존의 활성화 함수와는 다르게 입력되는 값이 0인 경우 연속되지 않는 지점이 발생하므로 학습을 수행할 경우 0의 값에 대한 예외적인 처리를 수행해야 한다.

4. 실험 결과

본 연구의 실험을 진행하기 위하여 사용한 개인용 컴퓨터는 인텔 18 Core(TM) i9-7980XE CPU, 32GB의 메인 메모리, 그리고 2개의 NVIDIA의 Titan V GPU로 구성되어 있다. 그리고 사용된 컴퓨터에는 윈도우 서버 2016 64비트 운영체제(OS)가 설치되었다. 이러한 개발 환경에서 파이썬 3.6 인터프리터와 텐서플로우 1.10을 이용해 본 논문에서 제시된 알고리즘을 개발하였다.

실험을 위한 지문 영상으로 Fig. 4와 같이 4000장의 지문 영상을 가지고 있는 NIST Special Database 4를 이용하였다. 본 연구에서는 지문 영상을 3채널의 256×256 화소 크기로 정규화 하였다. 그리고 부적절하게 얻어진 Fig. 5와 같은 156장의 지문 영상은 실험에서 제외하였다. 따라서 전체 3,844장의 지문 영상 중에서 학습으로는 3,000장을 이용하였고, 744장은 테스트 집합으로, 그리고 나머지 100장은 학습의 검증 집합으로 사용하였다.

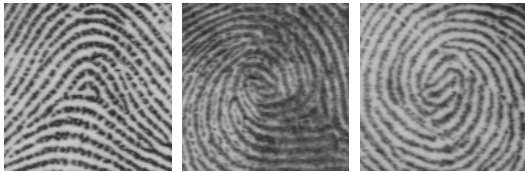


Fig. 4. Correctly acquired fingerprint images

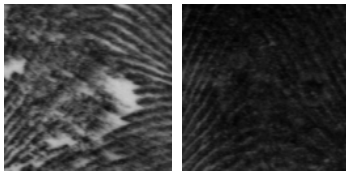


Fig. 5. Incorrectly acquired fingerprint images

본 연구에서 제시한 알고리즘으로부터 복구된 지문과 실제 지문 사이의 유사한 정도를 평가하기 위해 식 (3)과 같은 FID(Frechet Inception Distance) 비교 척도를 이용하였다[10].

$$FID = \|\mu_r - \mu_g\|^2 + Tr(\Sigma_r + \Sigma_g - 2(\Sigma_r \Sigma_g)^{1/2}) \quad (3)$$

where $X_r \sim N(\mu_r, \Sigma_r), X_g \sim N(\mu_g, \Sigma_g)$

식 (3)에서 X_r 과 X_g 는 실제 데이터와 생성된 데이터 사이의 inception 결과의 평균과 공분산을 각각 나타낸

다. 그리고 식 (3)의 척도는 이런 정규 분포 사이의 차이 값을 표시하므로 그 값이 작을수록 실제 데이터와 생성된 데이터가 유사한 것을 나타낸다. 본 논문에서는 지문 인식 소프트웨어로는 SourceAFIS 1.7.0을 사용하였다.

본 실험에서는 cGAN과 제시된 모델인 Pix2Pix을 서로 비교함으로써 Pix2Pix 모델의 재건항이 지문 복원에 끼치는 영향을 평가하였다. 또한 제시하는 모델의 하이퍼 파라미터인 재건항의 유형, 그리고 재건 가중치(λ)에 기인한 지문 복원을 평가하였다.

본 연구에서는 cGAN 모델과 제시된 모델인 Pix2Pix에 대한 학습을 수행하였으며, Pix2Pix 모델을 학습할 때 하이퍼 매개변수인 재건항의 유형(L1, L2), 그리고 재건 가중치($\lambda=50, \lambda=100, \lambda=150$)에 따라서 지문 복원 실험을 수행하였다.

Table 2. FID according to hyper-parameters

	L1 loss function	L2 loss function
cGAN	380.1668	
Proposed($\lambda=50$)	139.6825	402.1813
Proposed($\lambda=100$)	105.0424	118.5930
Proposed($\lambda=150$)	171.8762	152.6446

Table 3. Recognition rates according to FMR

	FMR 0.01%	FMR 0.1%	FMR 1%
cGAN	0%	0%	1%
Proposed($\lambda=50$) + L1	60%	92%	100%
Proposed($\lambda=50$) + L2	69%	94%	100%
Proposed($\lambda=100$) + L1	58%	92%	100%
Proposed($\lambda=100$) + L2	62%	86%	100%
Proposed($\lambda=150$) + L1	66%	91%	100%
Proposed($\lambda=150$) + L2	66%	93%	100%

보통 학습이 비교적 잘 진행된 GAN의 FID는 1채널 영상은 17에서 30, 3채널 영상은 103에서 192의 값을 나타낸다. 위의 Table 2에 나와 있듯이 cGAN 모델의 FID는 상대적으로 좋지 못한 결과인 380.1668를 나타낸다. 이에 반해, 제안된 Pix2Pix 모델의 경우에는 재건항의 유형과 재건 가중치에 관계없이 특정한 상황($\lambda=50, L2$)을 빼고는 FID가 105에서 171 사이의 값으로 비교적 좋은 결과를 나타낸다. 본 연구의 실험을 통해서 확인한 결과 재건항은 L1이 보다 좋고, 재건 가중치는 100의 값을 가질 때 제일 좋은 결과를 나타낸다.

5. 결론

얼굴 인식, 홍채 인식, 지문 인식, 정맥 인식 등 사용되는 여러 가지의 생체 인식 방법들 중에서 지문 인식은 편의성과 정확성 때문에 여러 기관에서 많이 사용되고 있다. 최근 들어, 템플릿 형태로 저장된 지문의 특징으로부터 원래의 지문을 복원해 주는 기존의 표현 공격에 대한 생체 취약성에 대한 연구의 필요성이 점점 더 증가하고 있다.

본 연구에서는 지문의 특징 중에서 스켈리톤 영상으로부터 실제적인 지문과 비슷하고 표현 공격의 성공 확률이 비교적 높은 지문을 복구하기 위해서, 인공적인 신경망을 사용한 기존의 모델인 Pix2Pix의 단점을 보강하여 개발한 새로운 Pix2Pix 모델을 소개하였다. 제안된 방법에서는 먼저 입력된 영상으로부터 지문의 특징을 추출한 다음, 기존의 Pix2Pix 모델에 잠재 벡터를 추가한 새로운 학습 모델인 Pix2Pix을 제시하여 보다 자연스러운 지문을 생성하였다. 본 논문의 실험 결과에서는 제안하는 알고리즘을 이용하여 지문의 스켈리톤 영상으로부터 지문을 복구할 경우 복원된 지문은 실제 지문과 상당히 비슷함을 보여 주었다.

향후에는 본 연구에서 사용된 지문의 미뉴셔 특징 및 스켈리톤 특징뿐만 아니라 보안에 강인하며 구분력이 보다 뛰어난 특징들을 새롭게 추출하는 것이 필요하다. 그리고 현재까지 개발된 알고리즘 내부에서 사용되고 있는 여러 가지의 파라미터들을 반복적인 실험을 통해서 적극적으로 조율함으로써 시스템의 성능을 보다 안정화하는 것이 필요하다.

References

- [1] X. Liu, Y. Bai, Y. Luo, Z. Yang, and Y. Liu, "Iris Recognition in Visible Spectrum Based on Multi-Layer Analogous Convolution and Collaborative Representation," *Pattern Recognition Letters*, Vol.117, pp.66-73, Jan. 2019.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2018.12.003>
- [2] W. Lee, S. Choa, H. Choi, and J. Kim, "Partial Fingerprint Matching Using Minutiae and Ridge Shape Features for Small Fingerprint Scanners," *Expert Systems with Applications*, Vol.87, pp.183-198, Nov. 2017.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.06.019>
- [3] L. Almajmaie, O. N. Ucan, and O. Bayat, "Fingerprint Recognition System Based on Modified Multi-Connect Architecture (MMCA)," *Cognitive Systems Research*, Vol.58, pp.107-113, Dec. 2019.
<https://doi.org/10.1016/j.cogsys.2019.05.004>
- [4] A. Ross, J. Shah, and K. Jain, "Towards Reconstructing Fingerprints from Minutiae Points," *In Proceedings of the SPIE Conference on Biometric Technology for Human Identification II*, Orlando, USA, Vol.5779, pp.68-80, 2005.
DOI: <https://doi.org/10.1117/12.604477>
- [5] J. Feng and A. K. Jain, "Fingerprint Reconstruction from Minutiae to Phase," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.33, No.2, pp.209-223, Feb. 2011.
DOI: <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2010.77>
- [6] P. Bontrager, A. Roy, J. Togelius, N. Memon, A. Ross, "DeepMasterPrints: Generating MasterPrints for Dictionary Attacks via Latent Variable Evolution," *In Proceedings of the IEEE 9th International Conference on Biometrics Theory, Applications and Systems (BTAS)*, pp.1-9, 2018.
DOI: <https://doi.org/10.1109/BTAS.2018.8698539>
- [7] A. Dabouei, S. Soleymani, H. Kazemi, S. M. Iranmanesh, J. Dawson, N. M. Nasrabadi, "ID Preserving Generative Adversarial Network for Partial Latent Fingerprint Reconstruction," *In Proceedings of the IEEE 9th International Conference on Biometrics Theory, Applications and Systems, CA, USA, Oct. 2018*.
DOI: <https://doi.org/10.1109/BTAS.2018.8698580>
- [8] J. Li, J. Feng and C. -C. Jay Kuo, "Deep Convolutional Neural Network for Latent Fingerprint Enhancement," *Signal Processing: Image Communication*, Vol.60, pp.52-63, Feb. 2018.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.image.2017.08.010>
- [9] X.-C. Yuan, L.-S. Wu, and Q. Peng "An Improved Otsu Method Using the Weighted Object Variance for Defect Detection," *Applied Surface Science*, Vol.349, pp.472-484, Sep. 2015.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.apsusc.2015.05.033>
- [10] Z. Wang, Q. She, A. F. Smeaton, T. E. Ward, G. Healy, "Synthetic-Neuroscore: Using a Neuro-AI Interface for Evaluating Generative Adversarial Networks," *Neurocomputing*, vol. 40510, pp. 26-36, Sep. 2020.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.neucom.2020.04.069>

장 석 우(Seok-Woo Jang)

[종신회원]



- 1995년 2월 : 송실대학교 전자계산학과 (공학사)
- 1997년 2월 : 송실대학교 일반대학원 컴퓨터학과 (공학석사)
- 2000년 8월 : 송실대학교 일반대학원 컴퓨터학과 (공학박사)
- 2009년 3월 ~ 현재 : 안양대학교 소프트웨어학과 교수

<관심분야>

로봇비전, 증강현실, HCI, 비디오 색인 및 검색, 등

이 사무엘(Samuel Lee)

[정회원]



- 2017년 2월 : 군산대학교 컴퓨터과학과 (공학사)
- 2019년 8월 : 송실대학교 융합소프트웨어학과 (공학석사)

<관심분야>

패턴인식, 컴퓨터비전, 영상처리 등

김 계 영(Gye-Young Kim)

[정회원]



- 1990년 2월 : 송실대학교 전자계산학과 (공학사)
- 1992년 2월 : 송실대학교 컴퓨터학과 (공학석사)
- 1996년 2월 : 송실대학교 컴퓨터학과 (공학박사)
- 2001년 3월 ~ 현재 : 송실대학교 소프트웨어학부 교수

<관심분야>

컴퓨터비전, 생체인식, 증강현실, 신호처리 등