

특집논문 (Special Paper)

방송공학회논문지 제23권 제3호, 2018년 5월 (JBE Vol. 23, No. 3, May 2018)

<https://doi.org/10.5909/JBE.2018.23.3.395>

ISSN 2287-9137 (Online) ISSN 1226-7953 (Print)

손금과 손바닥 정맥을 함께 이용한 심층 신경망 기반 사용자 인식

김 슬 빈^{a)}, 김 원 준^{a)‡}

User Identification Method using Palm Creases and Veins based on Deep Learning

Sulbeen Kim^{a)} and Wonjun Kim^{a)‡}

요 약

손바닥은 손금, 정맥 등 고유한 특징 정보를 포함하고 있는 신체 부위로 이를 이용한 다양한 사용자 인식 방법이 지속적으로 연구 되어 왔다. 본 논문에서는 손금과 손바닥 정맥을 함께 이용한 사용자 인식 방법을 제안한다. 먼저, 손바닥 영역에서 손금과 정맥이 가장 많이 포함되어 있는 관심 영역을 검출하고, 예지 방향성 및 밝기 통계정보를 이용하여 정맥 영상 화질 개선을 수행한다. 이후 다중 스펙트럼 환경에서 획득된 복수의 영상을 각각 독립된 심층 신경망의 입력으로 이용하여 손금과 정맥 패턴을 효과적으로 학습한다. 다양한 상황에서의 실험을 통해 본 논문에서 제안하는 방법이 기존 사용자 인식 방법 대비 개선된 결과를 보임을 확인하고 그 결과를 분석한다.

Abstract

Human palms contain discriminative features for proving the identity of each person. In this paper, we present a novel method for user verification based on palmprints and palm veins. Specifically, the region of interest (ROI) is first determined to be forced to include the maximum amount of information with respect to underlying structures of a given palm image. The extracted ROI is subsequently enhanced by directional patterns and statistical characteristics of intensities. For multispectral palm images, each of convolutional neural networks (CNNs) is independently trained. In a spirit of ensemble, we finally combine network outputs to compute the probability of a given ROI image for determining the identity. Based on various experiments, we confirm that the proposed ensemble method is effective for user verification with palmprints and palm veins.

Keyword: user verification, palmprints and palm veins, multispectral palm images, ensemble of CNNs

a) 건국대학교 전기전자공학부(Department of Electrical and Electronic Engineering, Konkuk University)

‡ Corresponding Author : 김원준(Wonjun Kim)

E-mail: wonjkim@konkuk.ac.kr

Tel: +82-2-450-3396

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5121-5931>

※ 이 논문은 2017년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(No. 2017R1C1B2003044).

※ This paper was supported by the National Research Foundation of Korea(NRF) grant funded by the Korea government(MSIT) (No. 2017R1C1B2003044).

· Manuscript received March 30, 2018; Revised May 3, 2018; Accepted May 3, 2018.

I. 서론

스마트폰, 태블릿 PC, 스마트 워치 등 다양한 모바일 기기가 점차 많은 기업과 개인에게 이용되고 있다. 그러나 악의적 사용자에 의한 사이버 공간상에서의 해킹 범죄 또한 증가하고 있어 간편하고 정확한 사용자 인식 방법의 중요성이 대두되고 있다. 비밀번호, 패턴, 주민번호 등과 같은 기존 사용자 인식 방법의 경우 분실이나 망각 및 위변조 공격에 취약하다는 단점이 있어 기업 및 개인의 보안 수호를 충족시키는 데 어려움이 있다. 이에 반해 인간의 신체는 망각의 우려가 없고 별도의 휴대가 불필요하기 때문에 최근 다양한 생체 인식 기술이 모바일 기기에 적용되고 있으며 지문, 홍채, 얼굴 인식 등이 그 예라고 할 수 있다. 그러나 지문 인식 방법은 피부에 상처를 입거나 이물질이 묻은 경우 인증이 어렵고, 홍채 인식의 경우, 보안성은 뛰어나나 실외 조명과 안경에 의한 반사광에 취약한 단점이 있다. 얼굴 인식 방법은 안경, 모자 등의 착용 여부 및 조명 상태에 따른 영상 왜곡에 취약한 단점이 있다. 이와 달리 정맥은 피부에 둘러싸여 있어 변형이 발생하지 않으며 위변조가 어렵기 때문에 지문, 홍채, 얼굴 인식 대비 고강도 보안 시스템에 적용 가능한 장점이 있다. 특히, 손바닥 정맥은 비접촉 방식으로 영상 획득이 가능하며 손가락 및 손목 정맥보다 많은 특징 정보를 가지고 있어 이를 이용한 생체 인식 기술 연구가 지금까지 활발히 이루어지고 있다.

손바닥 정맥 연구 초기에는 곡률, 분기점, 직선 등과 같은 정맥의 기하학적 특징을 이용하여 사용자를 인식하는 방법이 연구되었다^{[1][2]}. 먼저, 정맥 특성을 추출하기 위해 손바닥 영상 내 관심 영역을 검출하였고 템플릿 정합(Template Matching)을 통해 등록 영상과의 구조적 유사도를 측정하였다. 그러나 이러한 방법은 영상 획득 환경에 민감하며 획득 과정에서 정맥 정보 손실의 우려가 있다는 단점이 있다. 이를 극복하기 위해 정맥 텍스처(Texture) 정보를 이용하는 방법이 연구되어 왔으며, 가장 대표적으로 국부 이진 패턴(Local Binary Pattern, LBP)을 이용하는 방법이 있다^{[3][4]}. 국부 이진 패턴은 조명변화에 강인한 특성을 이용하여 효과적으로 정맥 주변의 텍스처 정보를 부호화 할 수 있기 때문에 이를 개선한 다양한 방법

이 최근까지 개발되었다^{[5][6][7]}. 한편으로, 정맥의 방향성을 이용하는 방법이 제안되었으며, 적응적 2차원 Gabor 필터를 이용하여 그 구조를 표현하는 방식에 대한 연구가 활발히 진행되어 왔다^{[8][9]}. 그러나 이와 같은 연구에도 불구하고 정맥이 피부 조직 아래 존재하여 발생하는 빛 산란 등의 여러 외부적 제약 조건들은 여전히 정맥 인증을 어렵게 하고 있다.

정맥 기반 사용자 인식 기술의 문제점을 극복하기 위해 본 논문에서는 손바닥 정맥 및 손금 정보를 함께 이용한 사용자 인식 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 앙상블(Ensemble) 구조 기반의 합성곱 신경망 모델을 이용하여 정맥 및 손금 정보를 효과적으로 학습한다. 또한 정맥 및 손금 특징 정보를 함께 사용자 인식에 사용함으로써 환경 변화에 강인하며 위변조 또한 방지할 수 있도록 하였다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 손바닥 내 관심 영역을 검출하는 과정과 제안하는 영상 개선 방법 및 해당 영상을 입력으로 하는 앙상블 기반 합성곱 신경망 구조를 자세히 설명한다. 3장에서는 실험을 통해 제안하는 방법이 기존 방법 대비 개선된 성능을 나타냄을 밝히며 4장에서 결론을 맺는다.

II. 제안하는 방법

1. 관심 영역 검출

제안하는 방법은 손바닥 영상 내 관심 영역을 검출하고 해당 영역을 기반으로 사용자 인증을 수행한다. 먼저, 획득한 영상에 대해 적응적 이진화(Otsu Thresholding)를 수행하고^[10], 전경(즉, 손바닥 영역)의 중심점을 계산하여 국소 최저치(Local Minima)의 위치를 기반으로^[11] 검지와 중지 사이 점 P_1 과 약지와 소지 사이 점 P_2 의 위치를 계산한다(그림 1(b) 참조). 두 점의 거리는 E_W 로 정의하고 P_1 과 P_2 를 연결한 선과 평행한 새로운 직선상의 두 점 P'_1 과 P'_2 를 각각 정의하여 두 선간 거리는 E_D 로, P'_1 과 P'_2 의 거리는 E_{ROI} 로 각각 정의한다(그림 1(c) 참조). E_D 및 E_{ROI} 의 크기는 아래와 같이 E_W 를 이용하여 설정한다.

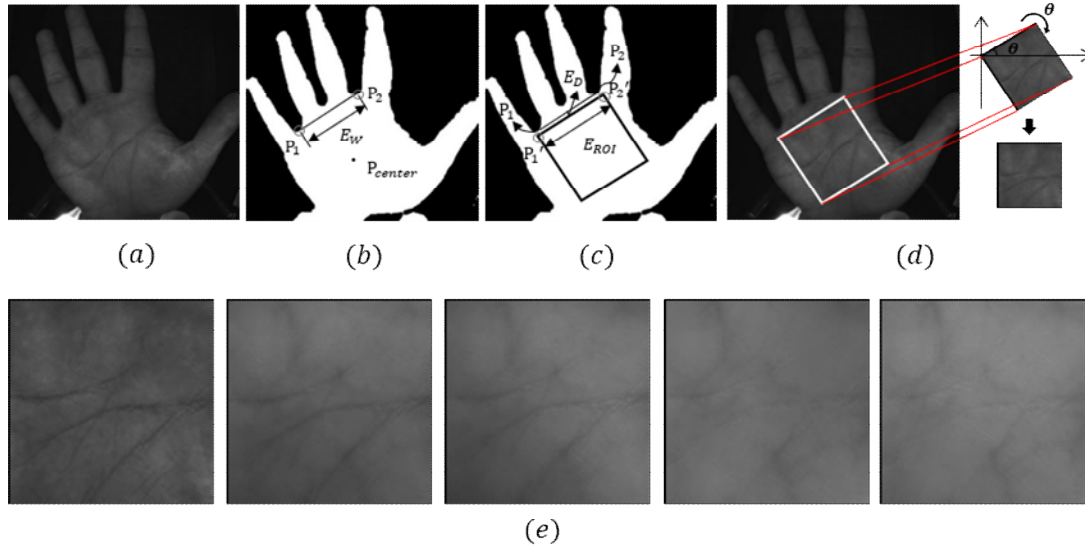


그림 1. 관심 영역 검출: (a) 기존 손 영상, (b) 이진화된 손 영상, (c) 손 영상 내 측정된 관심 영역, (d) 관심 영역 영상 회전, (e) 검출된 관심 영역의 예, Fig. 1. Detection of ROI: (a) original hand image (b) binarized hand image, (c) the ROI block in palm area, (d) the rotation of the ROI block, (e) some examples of extracted ROI images

$$E_D = \eta E_W, E_{ROI} = \xi E_W, \quad (1)$$

여기서 η 및 ξ 는 P_1' 과 P_2' 의 위치를 정의하기 위한 가중치로써 실험을 통해 각각 0.1, 1.2로 설정한다. 식 (1)을 이용하여 구한 E_{ROI} 및 E_D 를 통해 점 P_1' 및 P_2' 을 계산하며, 두 점을 연결한 선을 한 변으로 하는 정사각형 영역을 설정하여 해당 영역을 관심 영역 블록으로 정의한다. 이후 손바닥 영상의 수평 방향을 기준으로 P_1' 과 P_2' 을 이은 선과 기울어진 정도를 계산하여 그림 1(d)와 같이 정의된 관심 영

역 블록에 대한 영상 회전을 수행한다. 최종적으로 해당 영상을 제안하는 앙상블 합성곱 신경망의 입력으로 활용하기 위해 200×200 픽셀 크기로 일괄 재조정하여 관심 영역을 검출한다 (그림 1(e) 참조).

2. 영상 개선

손바닥 정맥은 보통 근적외선(Near Infrared)을 이용하여 영상으로 획득하게 되는데, 이때 반사된 빛이 피부 조직 내

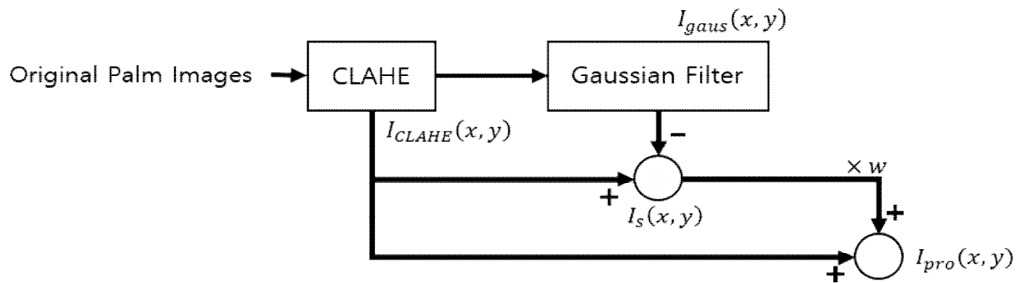


그림 2. 화질 개선을 위한 흐름도
 Fig. 2. Overall procedure for ROI enhancement

에서 불규칙하게 산란하여 영상의 화질 열화가 발생하게 되며, 이는 영상의 밝기 대비(Contrast)를 저하시켜 정맥 특징 정보를 추출하는 데 많은 어려움을 준다. 이러한 문제를 해결하기 위해 먼저 관심 영역에 대해 CLAHE(Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization) 기법^[12]을 적용하여 지역적 영상 평활화를 수행한다. 평활화된 영상을 바탕으로 High-boost 방법^[13]을 이용하여 아래와 같이 영상 개선을 수행한다.

$$I_s(x,y) = I_{CLAHE}(x,y) - I_{gauss}(x,y), \quad (2)$$

$$I_{pro}(x,y) = I_{CLAHE}(x,y) + w * I_s(x,y), \quad (3)$$

여기서 I_{CLAHE} 는 기존 관심 영역 영상에 지역적 영상 평활화가 적용된 영상을, I_{gauss} 는 I_{CLAHE} 영상에 가우시안(Gaussian) 필터링이 수행된 영상을 각각 의미한다(그림 2 참조). I_s 는 I_{CLAHE} 에서 I_{gauss} 를 뺀 영상이며 I_{CLAHE} 의 고주파 영역(예를 들어, 정맥 패턴)을 나타낸다. w 는 정맥 패턴을 강조하기 위한 가중치로 본 논문에서는 다양한 실험을 통해 0.5를 사용한다. 가중치가 적용된 고주파 영상에 기존 영상을 더해 최종적으로 개선된 영상 I_{pro} 를 추출하며 그림 3과 같이 기존 관심 영역 영상에 비해 밝기 대비가 개선되

어 정맥 패턴 및 손금 정보가 선명해진 것을 확인할 수 있다.

3. 앙상블 합성곱 신경망

전처리 과정을 통해 얻은 손바닥 내 관심 영역 영상에서 텍스처 정보를 효과적으로 추출하기 위해 앙상블 기법을 이용한 심층 학습 기반의 합성곱 신경망 구조를 설계하였다. 그림 4와 같이 제안하는 앙상블 합성곱 신경망은 다섯 개의 세부 합성곱 신경망으로 이루어져 있으며 전처리 작업이 진행된 관심 영역 손바닥 영상을 각 세부 합성곱 신경망의 입력으로 하여 학습을 진행하였다. 다중 스펙트럼 환경에서 획득된 관심 영역 영상은 서로 독립된 신경망을 학습하는 데 사용되므로 조명 환경에 따라 달라지는 손바닥 내 손금 및 정맥 패턴 정보를 효과적으로 학습할 수 있도록 하였다. 학습이 완료된 후 입력 영상에 대해 출력된 각 세부 합성곱 신경망의 결과 벡터 값을 이용하여 사용자별 정합 확률을 계산하고 모든 세부 합성곱 신경망 결과의 합산을 이용하여 최종적으로 사용자 인식을 수행한다. 이러한 사용자별 연산 과정은 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$Output_i = Softmax(\sum_{n=1}^5 f_n(x_{(\lambda,i)})) \quad (4)$$

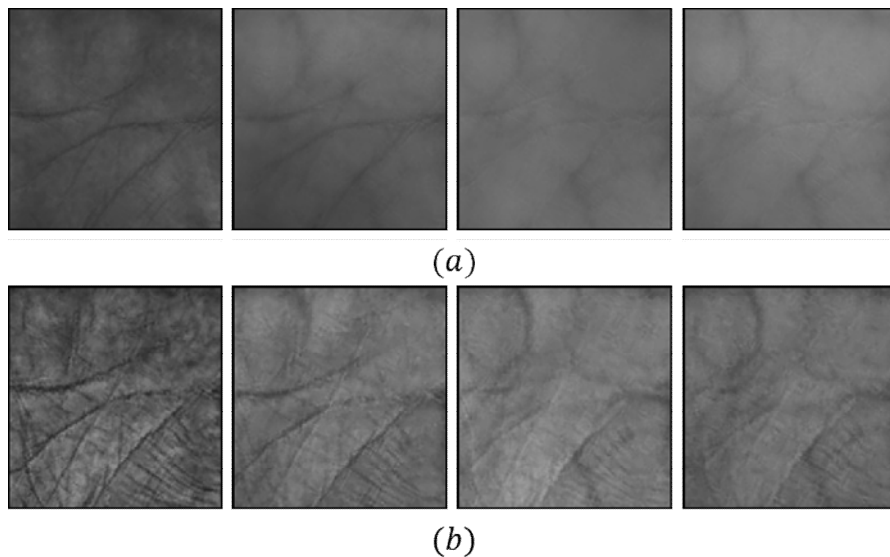


그림 3. 영상 화질 개선: (a) 검출된 관심 영역 영상 (b) 영상 개선 알고리즘이 적용된 결과 영상
Fig. 3. Image enhancement: (a) original ROI images (b) enhanced images of (a)

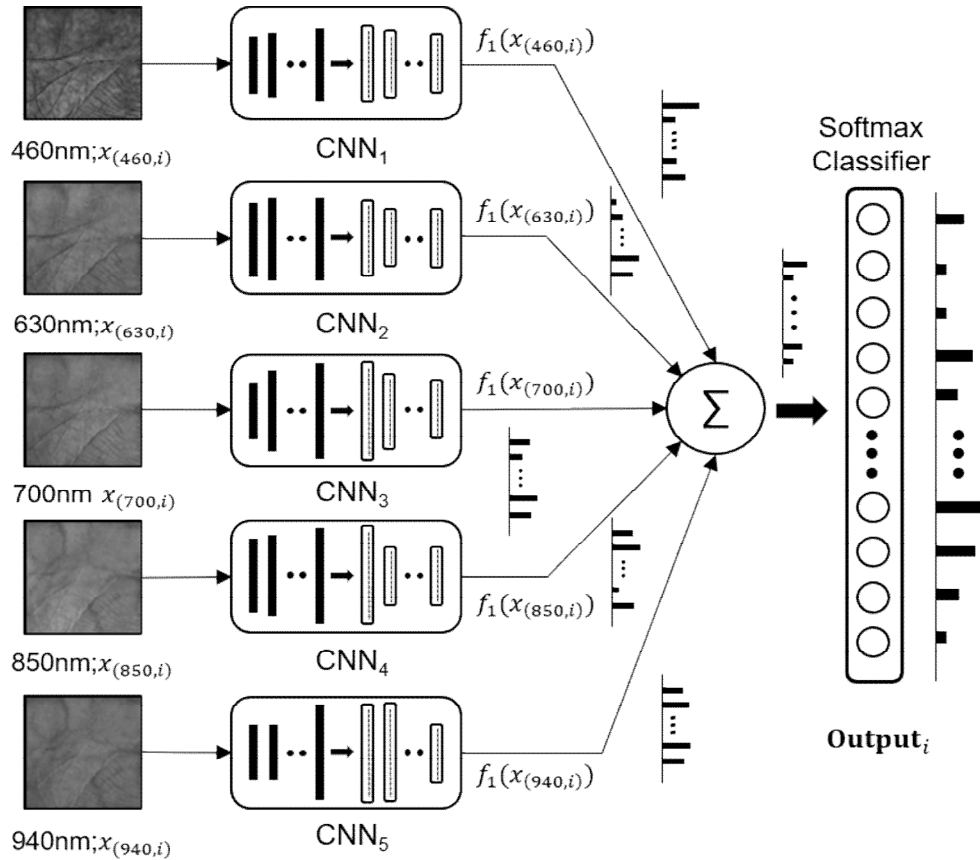


그림 4. 제안하는 앙상블 합성곱 신경망
 Fig. 4. Proposed ensemble of convolutional neural networks

여기서 $x(\lambda, i)$ 는 파장 λ 조명에서 획득된 영상 중 i 번째 관심 영역을, f_n 은 설계한 앙상블 모델의 n 번째 신경망을 통과한 후의 출력 벡터를 의미하며 *Softmax* 연산을 통해 i 번째 관심 영역 영상의 최종 결과 벡터인 $Output_i$ 를 얻는다. 다음 장의 실험 결과를 통해 제안하는 앙상블 합성곱 신경망이 다양한 파장 대역에서 획득한 손금 및 손바닥 텍스처 정보를 함께 이용하여 고정밀 사용자 인식에 적합함을 보인다.

III. 실험 결과 및 분석

본 논문에서는 다중 스펙트럼 환경에서 획득된 CASIA

손바닥 정맥 데이터베이스를 실험에 사용하였다^[14]. CASIA 데이터베이스는 다섯 종류 파장의 조명 및 백색광 조명 환경에서 100명의 사용자로부터 획득된 손 영상이며 총 7200장의 오른손 및 왼손 영상으로 이루어져 있다. 본 논문에서는 백색광을 제외한 모든 파장의 조명에서 획득된 왼손 영상 3000장을 실험에 사용하였다. 각 파장 영역에서 획득된 600장의 영상 중 학습 영상으로 400장, 시험 영상으로 200장을 각각 설정하였고 AlexNet^[15], VGG19^[16] 모델을 제안하는 앙상블 합성곱 신경망 내 각 세부 신경망에 각각 적용하여 학습을 진행하였다. 적용한 AlexNet 및 VGG19의 매개변수는 기존 모델과 동일하게 설정하였으며, 학습을 위하여 GeForce GTX TITAN X를 이용하였다. 학습이 완료된 후 시험 영상 200장에 대한 정확도를 계산하여 제안하는

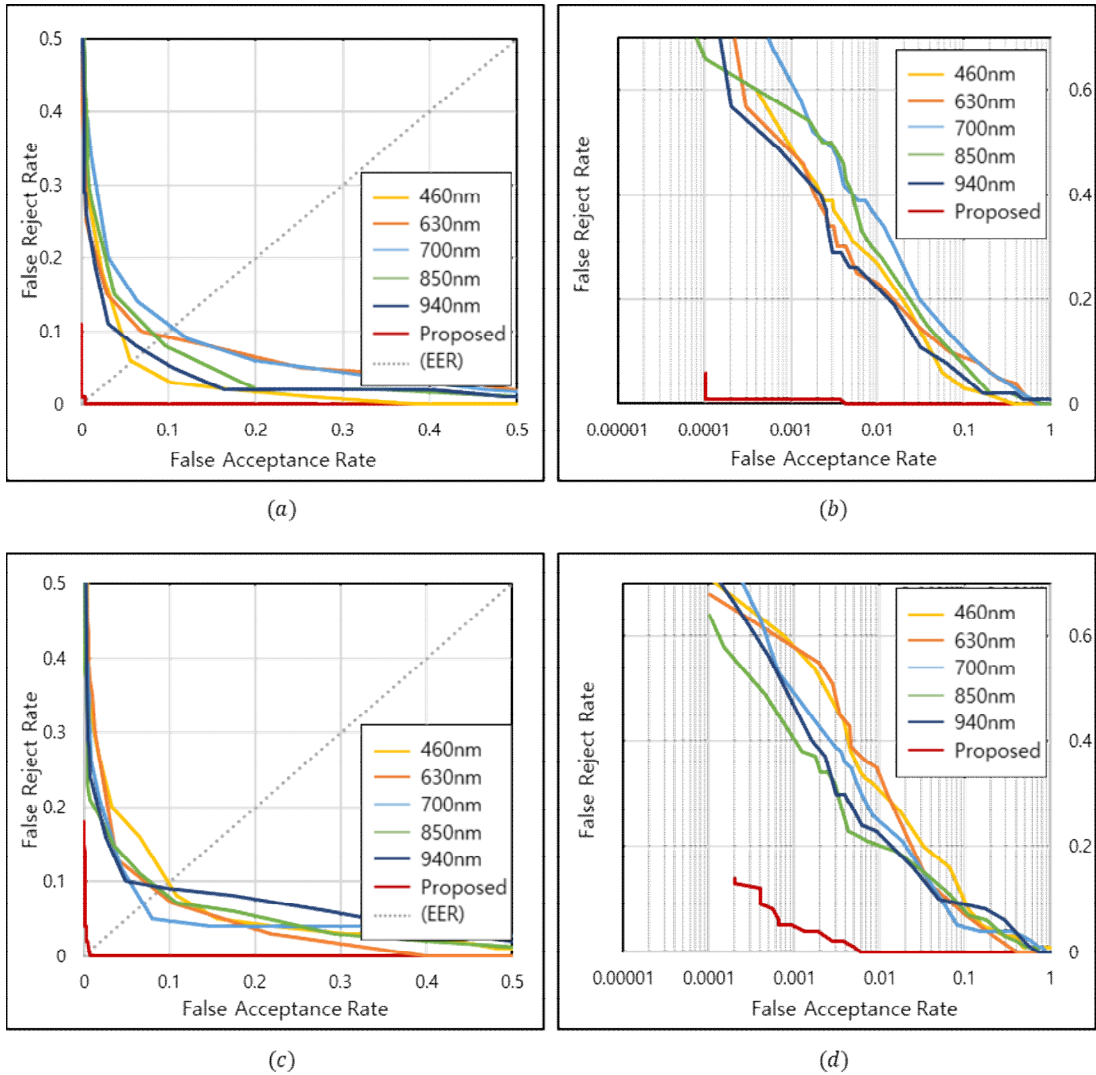


그림 5. 제안하는 앙상블 합성곱 신경망과 세부 합성곱 신경망의 ROC 커브: (a) 선형 눈금을 사용한 AlexNet ROC 커브 (b) 대수 눈금을 사용한 AlexNet ROC 커브 (c) 선형 눈금을 사용한 VGG19 ROC 커브 (d) 대수 눈금을 사용한 VGG19 ROC 커브

Fig. 5. ROC curves for proposed ensemble convolutional neural net and each single convolutional neural net: (a) ROC curve of AlexNet using linear scale (b) ROC curve of AlexNet using logarithmic scale (c) ROC curve of VGG19 using linear scale (d) ROC curve of VGG19 using logarithmic scale

앙상블 합성곱 신경망 및 세부 합성곱 신경망과 인식 성능을 비교하였다. 해당 결과를 표 1에 나타내었으며 각 스펙트럼 환경에서 획득되는 영상에서 추출되는 손바닥 정보의 차이로 인해 제안하는 앙상블 합성곱 신경망 내 각 세부 합성곱 신경망 간 정확도 차이가 발생하는 것을 확인하였다. 또한 추가적인 정확도 평가를 위해 ROC(Receiver Operating Characteristic)를 계산하여 그림 5에 나타내었다. 이

를 위해 시험 영상 200장 중 임의로 2장의 영상을 설정하고 설정된 2장의 영상이 같은 사용자에 속할 경우 1, 그렇지 않을 경우 0으로 정의하였다. 이 경우 총 100(즉, $100C_1 \times 2C_2$)가지의 1인 경우와 19800(즉, $100C_2 \times 2C_1 \times 2C_1$)가지의 0인 경우로 각각 구성되며 각 경우에 대한 오인식률(False Acceptance Rate, FAR) 및 오거부율(False Reject Rate, FRR)을 측정하였다. 다양한 조건에서의 오인식률과 오거

표 1. 제안하는 앙상블 합성곱 신경망과 세부 합성곱 신경망의 시험 영상에 대한 정확도

Table 1. Test set accuracy for the proposed ensemble convolutional neural network and each single convolutional neural network

Wavelength	Accuracy @FAR = 0.02% (4/19800)	
	AlexNet	VGG19
460nm	38%(38/100)	31%(31/100)
630nm	5%(5/100)	33%(33/100)
700nm	24%(24/100)	33%(33/100)
850nm	36%(36/100)	44%(44/100)
940nm	43%(43/100)	37%(37/100)
Ensemble(ours)	99%(99/100)	94%(94/100)

표 2. 제안하는 앙상블 합성곱 신경망과 세부 합성곱 신경망의 최저 FAR 대비 정확도

Table 2. Accuracy for the proposed ensemble convolutional neural network and each single convolutional neural net with the lowest FAR applied

Dataset(wavelength)	AlexNet	VGG19
460nm	0.78	0.725
630nm	0.795	0.755
700nm	0.695	0.76
850nm	0.73	0.825
940nm	0.805	0.785
Ensemble(ours)	0.995	0.985

부울을 계산하기 위해 0부터 1사이 값들을 10^{-5} 해상도로 나누어 문턱값(Threshold Value)으로 설정하여 해당 문턱값들을 제안하는 앙상블 합성곱 신경망 및 각 세부 신경망의 시험 영상에 대한 결과 벡터에 적용하였다. 적용된 모든 경우에서 오인식률 및 오거부율을 계산하고 그 결과를 조합하여 ROC 곡선을 추출하였으며(그림 5 참조), 최저 오인

표 3. 제안하는 앙상블 합성곱 신경망과 기존 인식 방법 간의 EER 비교

Table 3. EERs comparison between the proposed ensemble convolutional neural network and previously published identification methods

Reference	Year	Methodology	EER
Wang et al.	2007	Laplacian Palm [1]	2.87
Hao et al.	2008	Orthogonal line ordinal feature [17]	0.72
Kang et al.	2014	Local invariant feature [18]	0.99
Han and Lee	2012	Gabor filter [8]	0.86
Proposed method		Ensemble technique based on deep learning(VGG19)	0.54
Proposed method		Ensemble technique based on deep learning(AlexNet)	0.41

식률 대비 정확도를 계산하여 그 결과를 표 2에 나타내었다. 추가로 제안하는 앙상블 합성곱 신경망과 기존 방법 간의 동일 오류율(Equal Error Rate) 기준 성능 비교를 진행한 결과를 표 3에 표시하였다. 다양한 실험을 통해 제안하는 앙상블 기법을 이용한 합성곱 신경망이 단일 합성곱 신경망 및 기존 정맥 인식 방법 대비 효과적으로 사용자 인식을 수행하는 것을 확인할 수 있었다.

IV. 결론

본 논문에서는 손금 및 손바닥 정맥을 이용한 사용자 인식 방법을 제안하였다. 손금 및 손바닥 정맥 텍스처를 효과적으로 추출하기 위해 다중 스펙트럼 환경에서 획득된 영상에 관심 영역 검출 및 영상 개선을 수행하였으며 해당 영상을 앙상블 기법을 기반으로 하는 합성곱 신경망 내 각각의 세부 신경망의 입력 영상으로 사용하여 손바닥 내 텍스처 정보를 효과적으로 학습하였다. 다양한 실험을 통해 제안하는 방법이 단일 신경망을 이용한 기존 사용자 인식 방법보다 우수한 성능을 보이는 것을 확인하였다.

참고 문헌 (References)

- [1] L. Wang, G. Leedham, and D. S. Y. Cho, "Minutiae feature analysis for infrared hand vein pattern biometrics," *Pattern Recognition*, Vol.41, No.3, pp.920-929, Mar. 2008.
- [2] J. Wang, W. Yau, A. Suwandy, and E. Sung, "Fusion of palmprint and palm vein images for person recognition based on "Laplacianpalm" feature," *Computer Vision and Pattern Recognition Workshop on Biometrics*, Minneapolis, USA, pp. 1 - 8, Jun. 2007.

[3] Y. Zhou, and A. Kumar, "Contactless palm vein identification using multiple representations," 4th IEEE Int. Conf. Biometrics, Theory Appl. Syst., Washington DC, USA, pp. 1 - 6, Sep. 2010.

[4] L. Mirmohamadsadeghi, and A. Drygajlo, "Palm vein recognition with local binary patterns and local derivative patterns," *Int. Joint Conf. Biometrics*, Washington DC, USA, pp. 1 - 6, Oct. 2011.

[5] W. Kang, and Q. Wu, "Contactless palm vein recognition using a mutual foreground-based local binary pattern," *IEEE Transactions on Information Forensics and Security*, Vol.9, No.11, pp. 1974-1985, Nov. 2014.

[6] L. Mirmohamadsadeghi, and A. Drygajlo, "Palm vein recognition with local texture patterns," *IET Biometrics*, Vol.3, No.4, pp. 198-206, Jan. 2014.

[7] P. Wang, and D. Sun, "A research on palm vein recognition," *IEEE 13th International conference on Signal Processing (ICSP)*, pp. 1347 - 1351, Nov. 2016.

[8] W. Han, and J. Lee, "Palm vein recognition using adaptive Gabor filter," *Expert Systems with Applications*, Vol.39, No.18, pp. 13225 - 13234, Dec. 2012.

[9] X. Ma, X. Jing, Y. Cui, and J. Mu, "Palm vein recognition scheme based on an adaptive Gabor filter," *IET Biometrics*, Vol.6, No.5, pp. 325-333, Dec. 2016.

[10] N. Otsu, "A threshold selection method from gray-level histograms," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol.9, No.1, pp. 62-66, Jan. 1979.

[11] Y. Zhou, and A. Kumar, "Human identification using palm-vein images," *IEEE Trans. Inf. Forensics Security*, Vol.6, No.4, pp. 1259 - 1274, Dec. 2011.

[12] A. Reza, "Realization of the contrast limited adaptive histogram equalization (CLAHE) for real-time image enhancement," *Journal of VLSI Signal Processing Systems for Signal, Image and Video technology*, Vol.38, No.1, pp. 35-44, Aug. 2004.

[13] R.C. Gonzalez, and R.E. Woods, *Digital Image Processing, second ed.*, Upper Saddle River, N.J.: Prentice Hall, pp. 187-191, 2002.

[14] CASIA-MS-Palmprint, <http://biometrics.ideal-test.org/>

[15] A. Krizhevsky, I. Sutskever and G. E. Hinton. "Imagenet classification with deep convolutional neural networks," *Neural Inf. Process. Syst.*, Lake Tahoe, USA, pp. 1097 - 1105, Dec. 2012.

[16] K. Simonyan, A. Aisserman, "Very deep convolutional networks for large-scale image recognition," *International Conference on Learning Representations*, San Diego, USA, May 2015.

[17] Y. Hao, Z. Sun, T. Tan, and C. Ren, "Multispectral palm image fusion for accurate contact-free palmprint recognition," 15th IEEE Int. Conf. Image Process., San Diego, USA, pp. 281-284, Oct. 2008.

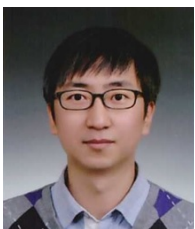
[18] W. Kang, W. Liu and X. Yue, "Contact-free palm-vein recognition based on local invariant features," *PLoS one*, Vol.9, No.5, pp. 1239-1245, May 2014.

저 자 소 개



김 슬 빈

- 2018년 2월 : 건국대학교 학사
- 2018년 3월 ~ 현재 : 건국대학교 전기전자공학부 석사과정
- ORCID : <https://orcid.org/0000-0002-6377-1692>
- 주관심분야 : 기계학습, 컴퓨터 비전



김 원 준

- 2012년 8월 : 한국과학기술원(KAIST) 박사
- 2012년 9월 ~ 2016년 2월 : 삼성종합기술원 전문연구원
- 2016년 3월 ~ 현재 : 건국대학교 전기전자공학부 조교수
- ORCID : <https://orcid.org/0000-0001-5121-5931>
- 주관심분야 : 영상이해, 컴퓨터 비전, 기계학습, 패턴 인식