

저조도 환경에서의 반복적 조도 향상을 이용한 얼굴 검증

이상훈

한국전자통신연구원

sanghoon@etri.re.kr

A Face Verification using Iterative Light Enhancement in Low Light Environment

Sanghoon Lee

Electronics and Telecommunications Research Institute

요 약

본 논문에서는 저조도 환경에서 촬영된 영상의 조도를 개선하여 얼굴 검증 정확도를 높이는 방법을 제안하였다. 입력 이미지의 조도 개선을 통해 얼굴 검출 정확도를 개선하며, 검출된 얼굴의 반복적인 조도 향상을 통해 생성된 다수의 특징 벡터를 이용하여 얼굴 검증에 이용하였다. 얼굴 검출 및 검증 정확도 측정을 위해 K-FACE 데이터셋을 이용하였다. 저조도 환경에서 촬영된 검증 이미지에 대하여, 제안하는 특징 벡터 합성 방법으로 인해, 동일한 쌍 및 타인 쌍의 유사도 점수 분포의 표준 편차가 줄어드는 경향을 확인했으며, 이로 인해 검증 성능이 높아지는 결과를 얻었다.

1. 서론

얼굴 검증(face verification)은 얼굴 인식 문제의 세부 과제로서, 시스템에 입력된 두 이미지에 대하여, 각 이미지를 대표하는 신원(identity)의 동일 여부를 확인하는 과정이다. 얼굴 검증은 크게 '얼굴 검출(detection)', '특징 추출(feature extraction)' 및 '유사도(similarity) 계산'의 과정으로 구성되며, 전형적인 파이프라인을 그림 1.에 나타내었다. 검증을 위해, 등록(enrollment) 및 검증(verification) 이미지 각각을 대표하는 신원에 관한 특징 벡터가 하나 이상 추출되며, 두 이미지를 대표하는 신원들의 동일 여부는 특징 벡터들 사이의 유사도로 판단할 수 있다. 등록 이미지에 대한 특징 벡터들은 데이터베이스에 미리 저장되어 있는 반면, 검증 이미지의 신원은 얼굴 검증이 필요한 시점에서 얼굴 검출 및 특징 추출을 통해 특징 벡터들을 계산한다.

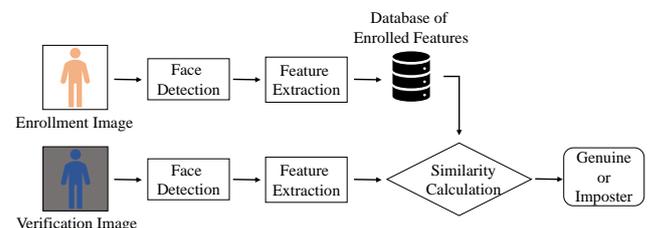


그림 1. 얼굴 검증 파이프라인

얼굴 검증의 응용 분야로는 출입국 심사, 여권 불법 복제 탐지, 불법촬영물 피해자 식별 등이 있다. 이 중, 불법촬영물 피해자 식별의 경우, 인터넷을 통해 불법적으로 유포되는 촬영물 내의 피해자의 신원을 검증하는 것이 목표이다. 불법 촬영물은 육안으로 쉽게 확인하기 어려운 곳에 설치된 카메라를 획득되는 경우가 많다. 따라서 해당 영상에서의 얼굴 검증은, 앞선 두 응용 분야와 달리, 어둡거나 조명이 없는 저조도 영상을 다뤄야 한다. 하지만 저조도 환경에서 촬영하게 될 경우, 객체 고유의 색상이 왜곡되고, 픽셀 값의 동적 범위가 줄어들기 때문에 대상에 대한 세부 정보가 손실되고, 결과적으로 얼굴 검증을 구성하는 각

단계의 성능이 저하됨에 따라 검증 정확도가 낮아질 수 있다.

본 논문에서는, 불법촬영물과 같은, 저조도 환경에서 촬영된 영상의 조도를 개선하여 얼굴 검증 정확도를 높이는 방법을 제안하고자 한다. 자세하게는, 입력 이미지의 조도 개선을 통해 얼굴 검출 정확도를 개선하며, 검출된 얼굴의 반복적인 조도 향상을 통해 생성된 다수의 특징 벡터를 이용하여 얼굴 검증 정확도를 높이고자 한다. 얼굴 검출 및 검증 정확도 측정을 위해 통제된(controlled) 환경에서 촬영된 K-FACE[1] 데이터셋을 이용하였다.

2. 관련 연구

근래의 저조도 환경에서의 얼굴 인식 연구는 얼굴 검출 분야가 주를 이루었다. [2]에서는 레티넥스(retinex) 이론에 기반한 컬러 복원기능이 있는 멀티-스케일 레티넥스(multi-scale retinex with color restoration) 기법을 개량하여, 입력 이미지의 조도 개선 및 픽셀 값의 동적 범위를 조정하였으며, 이를 통해 저조도 입력 이미지에서의 얼굴 검출 성능을 높이고자 하였다. [3]에서는 일반 조명 영상은 왜곡하고, 저조도 영상은 밝게 하는 양방향 적응을 통해 조명, 노이즈 패턴 및 색상 전송(color transfer)을 포함하는 저-수준 적응 방법을 제안하였다. 또한 저-수준 적응 방법을 통해 양방향에서 생성된 특징들 사이의 거리를 줄이는 다중-작업 자기-지도 학습을 통해, 서로 다른 장면에서의 시맨틱 특징을 조정하는 고-수준 적응 방식 또한 제안하였다. 이처럼 근래의 연구 경향은, 입력 이미지 개선 및 얼굴 검출 성능 향상에 집중되어 있으며, 식별/검증은 거의 연구되지 않았다.

한편, 저조도 환경에서의 얼굴 인식을 위한 비통제(uncontrolled) 데이터셋으로는 DARK FACE[4], UFDD[5] 및 ExDARK[6] 이 존재하지만, 이들은 얼굴 검출을 위한 데이터셋들로, 대상의 신원 정보를 담고있지 않다. 그러므로 저조도 얼굴 식별/검증 연구를 위해서는 새로운 데이터셋을 구축하거나, 통제된 데이터셋을 사용해야 한다. 대표적인 통제 데이터셋으로는 CMU Multi-PIE[7] 및 K-FACE[1]가 존재한다. K-FACE 는 한국인 피험자로 구성된 데이터셋으로, 공개된 데이터셋은 400 명의 피험자로 구성되며, 각 피험자에 대하여 6 개의 액세서리, 30 개의 조명, 3 개의 표정 및 20 개의 포즈 속성 별 이미지를 제공한다.

3. 제안하는 특징 벡터 생성 방법

데이터베이스에 저장된 특징 벡터는 주로 일반 조명에서 촬영된 등록 이미지로부터 추출되기 때문에, 본 논문에서 새롭게 제안하는 특징 벡터 생성 과정은 검증 이미지에 한하여 적용되며, 등록 이미지는 일반적인 특징 벡터 생성 과정을 따른다고 가정한다.

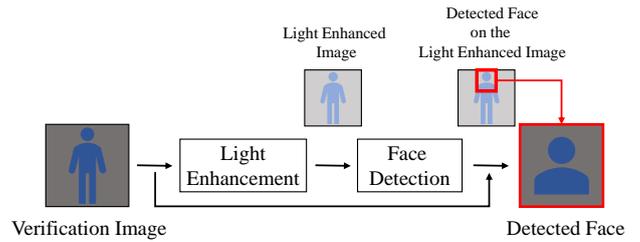


그림 2. 얼굴 검출 방법

3.1.) **얼굴 검출 방법:** 저조도 환경에서의 성공적인 얼굴 검출을 위해, 그림 2.와 같이, 검증 이미지의 조도를 개선한 뒤 얼굴 검출을 수행한다. 조도 개선에는 Zero-DCE[8]를 통해 최종적으로 얻은 컬러 전달 함수를 이용하며, 얼굴 검출에는 RetinaFace[9]를 사용한다. 개선된 이미지 상에서 획득한 얼굴 검출 정보를 이용하여 검증 이미지 내의 얼굴을 검출하므로, 검출된 얼굴 이미지의 조도는 조정되지 않는다.

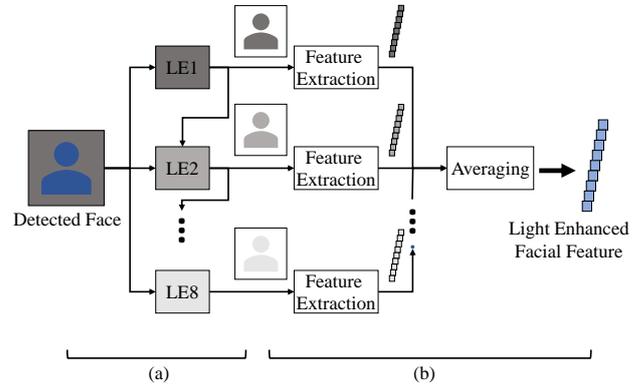


그림 3. 제안하는 특징 벡터 생성 방법: (a) 검출된 얼굴로부터 조도 향상된 얼굴을 단계적으로 생성한 후, (b) 생성된 얼굴 각각에 대하여 특징 추출 후 평균을 통해 얼굴 특징을 생성함.(LE 는 Light Enhancement 를 나타냄)

3.2.) **특징 벡터 생성 방법:** 그림 3.은 본 논문이 제안하는 얼굴 특징 벡터 생성 과정을 나타낸다. 해당 과정에서는 검증 이미지 내의 검출된 얼굴에 대해 Zero-DCE 를 통한 반복적인 조도 개선 중에 생성된 모든 중간 이미지들에 대하여 특징 벡터를 생성한다. 마지막으로, 검출된 얼굴에 대한 조도 향상된 특징 벡터를 생성하기 위하여, 검출된 얼굴 및 중간 이미지들에 대한 특징 벡터들의 차원 별 평균을 취한다. 이렇게 생성된 특징 벡터를 이용하여 얼굴 검증에 이용한다.

4. 검증 프로토콜 작성

얼굴 검증 성능 평가를 위하여 K-FACE 데이터셋에 기반한 검증 프로토콜을 작성하였다. K-FACE 데이터셋의 속성은 해상도, ID, 표정, 액세서리, 조명 및 각도로 구성된다. 검증 프로토콜 구성에는, 중간 해상도([346, 230]) 및 모든 ID 의 무표정(E01) 데이터 만을 이용하였다. 또한, 복잡한 액세서리(S006), 조명이 없는 경우(L7) 및 극단적인 각도(C1, C13)는 제외하였다.

표 1. 저조도 검증 이미지에 대한 유사도 점수 분포 통계량

Light	a) Mean Difference		b) Standard Deviation			
	Normal	Enhanced	Normal		Enhanced	
			Imposter	Genuine	Imposter	Genuine
L6	0.493135	0.492218	0.083822	0.143928	0.083403	0.141723
L11	0.471462	0.474315	0.081147	0.115742	0.081066	0.113788
L15	0.423648	0.425094	0.082222	0.128016	0.081775	0.127821
L18	0.339054	0.338732	0.077527	0.169636	0.076604	0.165928
L21	0.483332	0.479463	0.081701	0.134293	0.081587	0.13138
L24	0.513993	0.508575	0.081707	0.116443	0.081007	0.116448
L27	0.483071	0.478892	0.080485	0.134344	0.080303	0.132094
L30	0.346708	0.347363	0.077299	0.168949	0.076709	0.16556

표 2. FNMR@FMR=0.01, 0.001, 0.0001

Light	a) Normal			b) Enhanced		
	0.01	0.001	0.0001	0.01	0.001	0.0001
L6	0.0374	0.0894	0.134	0.0312	0.088	0.1242
L11	0.0214	0.0596	0.0958	0.0182	0.0526	0.0906
L15	0.0496	0.1006	0.171	0.05	0.0978	0.1412
L18	0.2272	0.3252	0.3566	0.2164	0.3128	0.3436
L21	0.0362	0.072	0.0956	0.035	0.0688	0.0966
L24	0.013	0.0258	0.0506	0.0124	0.0278	0.0492
L27	0.0342	0.0766	0.098	0.0326	0.081	0.1086
L30	0.2104	0.2982	0.346	0.1974	0.2724	0.311

검증 프로토콜은 등록 및 검증 이미지 쌍의 집합으로 구성된다. 집합을 구성하는 이미지 쌍 중 절반은 등록 및 검증 이미지의 ID 가 서로 같은 동일인(genuine) 쌍이며, 나머지 절반은 ID 가 서로 다른 타인(imposter) 쌍이다. 검증 프로토콜을 구성하는 모든 이미지 쌍에 대하여, 등록 이미지는 액세스리를 착용하지 않고(S001), 조명은 400Lux 이며(L2), 정면을 바라보는(C7) 이미지들로 구성되며, 검증 이미지는 등록 이미지를 제외한 나머지에 대해 무작위 추출하였다. 마지막으로, 실험을 위한 프로토콜의 크기는 10,000 으로 설정하였다.

5. 실험 결과

5.1.) 유사도 점수 분포 비교: 표 1은 K-FACE 데이터셋 내의 저조도 이미지들을 검증 이미지로 사용한 경우(Normal)와 조도 향상된 이미지들을 사용한 경우(Enhanced)에 대하여 유사도 점수의 분포에 대한 통계량을 나타낸다. 사용한 조명의 종류는 조명의 방향별로 가장 어두운 조명이다. 각 조명 환경에서의 동일인 및 타인 분포의 평균 값의 차이(Mean Difference)를 표 1-a) 와 각 분포의 표준편차 값을 표 1-b)에 나타내었다.

평균 값의 차이가 작을수록, 각 분포의 표준 편차가 클수록 본인불일치율(False Non-Match Rate, FNMR) 및 타인일치율(False Match Rate, FMR) 값이 크게 나와 검증 성능에 좋지 않은 영향을 끼칠 수 있다. 실험의 결과로, 표 1-a)에 나온 바와 같이, 조도 향상 얼굴에 대하여 평균 값의 차이가 더 작은 경향이 나타났다. 또한, 표 1-b)에 나온 바와 같이, 조도 향상

얼굴에 대하여 표준 편차는 동일인 및 타인 쌍 모두 작아지는 경향이 나타났다. 두 결과는 검증 성능 차이에 서로 상반된 영향을 줄 수 있으며, FNMR@FMR 값을 통해 각 통계량이 검증 성능에 미치는 영향을 파악할 수 있다.

5.2.) FNMR@FMR: 표 2는 Normal 및 Enhanced 에 대하여, FMR 값이 0.01, 0.001, 0.0001 일 때의 FNMR 값을 나타낸다. 전반적으로, 모든 조명에 대하여 FNMR 값이 낮아진 것을 확인할 수 있었다. 결과적으로, 조도 개선된 얼굴들의 평균 특징 벡터를 이용할 경우 검증 성능에 긍정적인 영향을 줄 수 있음을 알 수 있다. 또한 5.1.)의 결과로 미루어 보아, 동일인 및 타인 분포 모두의 표준 편차가 줄어든 것이 평균 값 차이가 줄어든 것 보다 더 많은 영향을 끼쳤을 것이라고 생각할 수 있다.

ACKNOWLEDGEMENT

This work was supported by Institute for Information & communications Technology Promotion(IITP) grant funded by the Korea government(MSIT). (No. 2020-0-01891, Development of specific face detection technology in illegally taken video.)

참고 문헌

- [1] Y. Choi *et al.*, "K-FACE: A Large-Scale KIST Face Database in Consideration with Unconstrained Environments," *ArXiv210302211 Cs*, Mar. 2021, Accessed: Aug. 15, 2021. [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2103.02211>
- [2] J. Yu, X. Hao, and P. He, "Single-stage Face Detection under Extremely Low-light Conditions," in *2021 IEEE/CVF*

- International Conference on Computer Vision Workshops (ICCVW)*, Montreal, BC, Canada, Oct. 2021, pp. 3516–3525. doi: 10.1109/ICCVW54120.2021.00392.
- [3] W. Wang, W. Yang, and J. Liu, “HLA-Face: Joint High-Low Adaptation for Low Light Face Detection,” *ArXiv210401984 Cs*, Apr. 2021, Accessed: Mar. 07, 2022. [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2104.01984>
- [4] C. Wei, W. Wang, W. Yang, and J. Liu, “Deep Retinex Decomposition for Low-Light Enhancement,” arXiv, arXiv:1808.04560, Aug. 2018. doi: 10.48550/arXiv.1808.04560.
- [5] H. Nada, V. A. Sindagi, H. Zhang, and V. M. Patel, “Pushing the Limits of Unconstrained Face Detection: a Challenge Dataset and Baseline Results,” arXiv, arXiv:1804.10275, Aug. 2018. doi: 10.48550/arXiv.1804.10275.
- [6] Y. P. Loh and C. S. Chan, “Getting to Know Low-light Images with The Exclusively Dark Dataset,” arXiv, arXiv:1805.11227, May 2018. doi: 10.48550/arXiv.1805.11227.
- [7] R. Gross, I. Matthews, J. Cohn, T. Kanade, and S. Baker, “Multi-PIE,” in *2008 8th IEEE International Conference on Automatic Face Gesture Recognition*, Sep. 2008, pp. 1–8. doi: 10.1109/AFGR.2008.4813399.
- [8] C. Guo *et al.*, “Zero-Reference Deep Curve Estimation for Low-Light Image Enhancement,” *ArXiv200106826 Cs*, Mar. 2020, Accessed: Mar. 08, 2022. [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/2001.06826>
- [9] J. Deng, J. Guo, E. Ververas, I. Kotsia, and S. Zafeiriou, “RetinaFace: Single-Shot Multi-Level Face Localisation in the Wild,” in *2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, Seattle, WA, USA, Jun. 2020, pp. 5202–5211. doi: 10.1109/CVPR42600.2020.00525.