

가림이 있는 얼굴 영상의 나이 인식 연구

^{1*}최성은

A study of age estimation from occluded images

^{1*}Sung Eun Choi

요약

얼굴 영상에서 나이를 인식하는 기술은 여러 응용분야에서 활용되면서 그에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 다양한 환경에서 촬영된 얼굴 영상은 얼굴의 일부가 가려지는 경우가 많으며 이는 나이 인식 성능에 영향을 미치게 된다. 따라서 본 논문에서는 가림이 있는 얼굴 영상의 나이 인식 성능을 개선하기 위해, Image Extrapolation 기술을 이용하여 가려진 부분을 생성하여 나이를 인식하는 방법을 제안한다. 영상에서의 가림이 나이 인식 성능에 미치는 영향을 확인하기 위해서 마스크 이미지를 적용하여 가림이 있는 얼굴 영상을 생성하였다. 가림에 의해 나이 인식 성능이 저하되는 문제를 해결하기 위해, Image Extrapolation 기술 중 영상의 가장자리를 순회하면서 가려진 부분을 생성하는 SpiralNet 을 사용하여 가려진 부분을 예측하여 생성하고 얼굴 나이 인식에 사용하였다. 실험을 통해 가림이 있는 영상에서 나이 인식 성능이 저하되는 문제가 있고, SpiralNet 으로 가림 부분을 생성한 영상으로 나이를 인식하면 나이 인식 성능이 개선되는 것을 확인하였다.

Abstract

Research on facial age estimation is being actively conducted because it is used in various application fields. Facial images taken in various environments often have occlusions, and there is a problem in that performance of age estimation is degraded. Therefore, we propose age estimation method by creating an occluded part using image extrapolation technology to improve the age estimation performance of an occluded face image. In order to confirm the effect of occlusion in the image on the age estimation performance, an image with occlusion is generated using a mask image. The occluded part of facial image is restored using SpiralNet, which is one of the image extrapolation techniques, and it is a method to create an occluded part while crossing the edge of an image. Experimental results show that age estimation performance of occluded facial image is significantly degraded. It was confirmed that the age estimation performance is improved when using a face image with reconstructed occlusions using SpiralNet by experiments.

Keywords: Facial Age Estimation, Image Extrapolation, SpiralNet, Face image, Face Age

^{1*}한양여자대학교 빅데이터과 교수, 교신저자, choise@hywomian.ac.kr

I. 서론

얼굴 영상을 이용하여 사람의 나이를 예측하는 연구는 다양한 응용분야에서 활용되고 있다. 나이 인식 기술은 웹, 모바일 앱 등을 포함한 다양한 인터넷 서비스에서 고객의 정보를 관리하는 Electronic customer relationship management(ECRM) 분야에서 활발히 활용되고 있다. 또한 특정 나이로 변환된 얼굴 영상을 생성하는 얼굴 나이 변환 분야와 성인 인증이 필요한 웹 사이트, TV 나 인터넷 서비스의 접근 권한을 제한하는데 활용되고 있다. 또한 개인 인증을 위해 사용되는 얼굴 인식에서 나이 인식 기술을 적용하여 대상자의 연령대를 한정하여 얼굴 인식 성능을 향상시키기 위해서도 사용되고 있다 [1]. 이와 같이 얼굴 나이 인식 기술은 다양한 분야에서 활용되면서 다양한 환경에서 촬영된 얼굴 영상을 대상으로 하게 된다. 얼굴 영상이 촬영되는 환경에 따라서 얼굴의 일부분이 가려진 영상을 획득할 수 있다. 예를 들어, 카메라의 위치와 각도, 마스크 또는 머플러 착용 여부 등에 의해서 얼굴의 일부 주요 부위가 가려지는 현상이 발생하게 된다. 특히 코로나 19로 인해 마스크 착용이 많아지면서 얼굴 영상에서 입과 코, 얼굴 윤곽선의 대부분이 가려진 영상들을 다루어야 할 필요성이 커지고 있다. 얼굴의 일부가 가려진 영상으로 나이 인식을 하면 중요한 정보들을 포함하고 있지 않기 때문에, 나이 인식의 성능 저하가 발생하게 된다. 이와 같은 문제를 해결하기 위해서, 영상의 가려진 부분을 예측하여 생성하는 Image Extrapolation 연구가 활발히 진행되고 있다. Image Extrapolation 은 영상의 주변에서 가림이 있는 부분을 예측하고 생성하여 영상 사이즈를 확장하는 기술을 의미한다. 영상의 가려진 부분을 예측하여 생성하는 기술은 최근 영상 생성 분야에서 좋은 성능을 보이고 있는 Generative Adversarial Network(GAN)[8]을 기반으로 활발히 연구되고 있다. 이 중에서 SpiralNet[2]은 가림에 의해 일부만 보이는 영상의 주변부를 예측하여 생성하는 방법으로 얼굴 영상에 적용되어 좋은 성능을 보여주고 있다. 따라서 본 논문에서는 얼굴 영상에서 입과 코, 얼굴 윤곽 부분의 가림이 얼굴 나이 인식 성능에 미치는 영향을 분석하고, 가림에 의해 저하되는 나이 인식 성능을 개선하기 위해 Image Extrapolation 방법 중 하나인 SpiralNet 을 통해 얼굴의 가려진 부분을 복원하고 이를 이용하여 나이를 인식하는 방법을 제안한다.

II. 관련 연구

2.1 얼굴 나이 인식

딥러닝 기술의 발전으로 얼굴 나이 인식 분야에서도 딥러닝 기반의 CNN 을 활용한 연구가 활발히 진행되고 있다. Rasmus Rothe[3]는 VGG16 네트워크[17] 기반의 얼굴 인식 기술인 DEX 를 제안하였다. Wei Shen[4]은 얼굴 영상의 나이 인식을 non-linear regression 문제로 정의하고, CNN 과 regression forest 를 결합한 DRFs(Deep Regression Forests) 기반의 나이 인식 방법을 제안했다. Chao Zhang[5]는 모바일 환경에서도 동작할 수 있는 모델 구조를 갖고, age label distribution 과 age label 을 cascade 방식으로 인식하는 C3AE 나이 인식 방법을 제안하였다. Xinhua Liu[6]는 경량화된 네트워크인 SuffleNetV2 와 Attention 기법을 결합한 MA-SFV2(Mixed Attention-ShuffleNetV2) 를 이용한 얼굴 나이 인식 방법을 제안하였다. Hongyu Pan[7]는 CNN 네트워크를 학습할 때 age distribution 을 보다 정확히 표현할 수 있도록 Mean-variance loss 를 사용한 나이 인식 방법을 제안하였다. 이와 같이 얼굴 나이 인식을 위한 많은 연구가 진행되었으나, 마스크 등에 의해 가림이 발생한 얼굴 영상에 대한 나이 인식 연구는 진행되지 않았다.

2.2 영상 확장 (Image Extrapolation)

영상의 보이지 않는 영역을 예측하여 생성하는 Image Extrapolation 은 non-parametric, parametric 방법으로 연구가 진행되고 있다. Non-parametric 방법은 입력 영상의 주변 영역에 해당하는 부분을 주어진 데이터셋 내에서 찾아 결합하는 방식으로 주어진 데이터 셋의 구성에 많은 영향을 받으며, 상세하고 정교한 표현이 어려운 문제가 있다. 이와 같은 non-parametric 방법의 문제점을 개선한 parametric 방법[2]에는 대표적으로 GAN[8]을 활용한 방법이 있다. Wang et al.[9]은 cGAN(conditional-GAN)을 기반으로 영상의 보이지 않는 영역을 생성하는 방법을 제안하였다. [9]

에서 제안한 방법은 cGAN의 condition으로 입력 영상을 사용하고 Practical context normalization (CN) 모듈과 relative spatial variant (RSV) loss를 적용한 Semantic Regeneration Network (SRN)을 사용한다. Guo et al. [2]는 ImagineGAN과 SliceGAN으로 구성된 SpiralNet을 제안하였다. SpiralNet은 영상의 가장자리를 상하좌우 네 방향으로 순회하면서 영상을 확장하는 방법으로, ImagineGAN에서는 semantic structure를 예측하고, SliceGAN에서 contextual detail을 생성한다. 이와 같이 활발히 연구가 진행되고 있는 Image Extrapolation 기술을 이용하면 얼굴 영상의 가림 부분의 structure와 texture를 예측하여 생성할 수 있다. 따라서 본 논문에서는 Image Extrapolation 기법으로 얼굴의 가림 부분을 예측 생성하여 얼굴 나이 인식 성능을 개선하는 연구를 수행하였다.

III. 가림이 있는 얼굴 영상의 나이 인식

3.1 가림이 있는 얼굴 영상 생성

얼굴 나이 인식에 사용되는 얼굴 영상은 카메라의 각도, 마스크 착용 등에 따라 얼굴의 주요 부분이 가려지는 경우가 많이 발생한다. 얼굴 가림이 얼굴 나이 인식 성능에 미치는 영향을 보다 직접적으로 분석하기 위해서 본 논문에서는 얼굴 영상에 mask를 적용하여 임의로 가림이 있는 영상을 생성하였다. 그림 1에서 가림 있는 영상을 생성하는 방법을 보여준다. 그림 1(a)는 원영상을 나타내며, 원 영상에 그림 1(b)와 같은 mask를 적용하여 그림 1(c)와 같은 가림 있는 영상을 생성했다. 그림 1(c)에서 볼 수 있듯이 얼굴의 입, 코의 일부, 얼굴 윤곽선 등이 가려진 영상이 생성되었으며, 이는 사람이 마스크를 착용한 경우와 유사한 가림 효과를 줄 수 있다. 본 논문에서는 가림 있는 얼굴을 그림 1과 같이 생성하여 얼굴 나이 인식 성능에 주는 영향을 분석하였으며, Image Extrapolation에도 활용하였다.

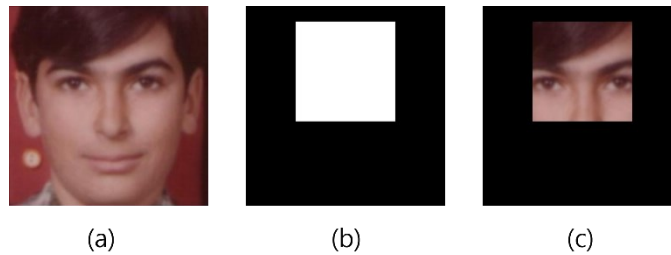


Figure 1. Create a masked face image: (a) Original face image, (b) Mask image, (c) Masked face image
 그림 1. 가림이 있는 얼굴 영상 생성: (a) 원 얼굴 영상, (b) mask 영상, (c) mask 적용된 얼굴 영상

3.2 얼굴 영상의 나이 인식

본 논문에서는 얼굴 영상의 나이를 인식하기 위하여 Hongyu Pan[7]이 제안한 mean-variance loss 기반 얼굴 나이 인식 기술을 이용하였다. Hongyu Pan[7]은 CNN을 학습할 때, 영상 분류에서 주로 사용되는 softmax loss와 함께 age distribution을 학습할 수 있는 Mean-variance loss를 함께 사용하는 방법을 제안하였다. Mean-variance loss를 사용하여 CNN 네트워크를 학습함으로써, 네트워크 출력의 평균값은 ground-truth age에 가까워지고, 네트워크 출력의 분포는 평균값에 집중되도록 학습된다. 결과적으로 age distribution을 보다 정확하게 학습하여 나이 인식 성능을 향상시킬 수 있다. 기존 연구[7]에서는 CNN 구조를 이용하여 나이 인식을 위한 특징을 추출하고, 추출된 특징과 softmax를 이용하여 각 age label에 대한 probability를 얻고 이의 mean과 variance를 통해 mean-variance loss를 얻는다. 기존의 분류 문제에서 주로 사용되는 Softmax loss는 classification 관점에서, mean loss는 regression 관점에서의 loss를 표현하기 때문에 상호 보완적으로 사용될 수 있다. Variance loss는 estimated age distribution 분포에 제한을 두는 역할을 하여 age distribution을 보다 정확하게 학습할 수 있다. 기존 연구[7]를 참고하여 본 논문에서는 AlexNet[18]을 softmax loss와 mean-variance loss를 함께 활용하여 학습하고 얼굴 나이 인식을 수행하였다.

3.3 SpiralNet 을 활용한 가려진 영상 복원

본 논문에서는 가림이 있는 얼굴 영상을 복원하기 위해 Image Extrapolation 방법 중 영상의 가장자리를 확장하는 기술인 SpiralNet[2]을 이용한다. SpiralNet[2]은 입력 영상의 가장자리의 상하 좌우를 순회하면서 영상 확장 작업을 반복하며 영상의 가려진 부분을 예측하여 생성한다. SpiralNet 은 ImagineGAN 과 SliceGAN 의 계층적인 구조로 설계되었다. 상위 구조인 ImagineGAN 은 주어진 영상을 기반으로 보이지 않는 영역의 semantic structure 를 포함한 대략적인 이미지를 생성하는 역할을 한다. ImagineGAN 에서 생성된 영상은 다음 네트워크인 SliceGAN 의 입력으로 사용된다. ImagineGAN 은 encoder 와 decoder 로 구성된 cGAN 의 구조로 설계되었다. ImagineGAN 은 가림이 있는 영상과, 영상의 가림 영역을 나타내는 margin mask 와 uniform noise distribution 을 입력으로 받아, 입력 영상의 가장자리가 확장된 영상을 출력한다. ImagineGAN 의 출력은 실제 생성하고자 하는 영상보다 저해상도의 영상을 생성하도록 설계되었다. ImagineGAN 을 학습하기 위해서 adversarial loss 와 확장된 이미지의 색상 정보를 자연스럽게 유지하기 위한 Hue-color loss 를 사용한다. Hue-color loss 와 함께, 생성된 영상과 실제 영상의 perceptual similarity 를 보장하기 위해 Perceptual Loss 와 adversarial loss 를 사용하여 학습된다.

앞서 설명한 ImagineGAN 을 통해 생성된 영상은 다음 단계인 SliceGAN 의 입력으로 사용된다. SliceGAN 은 ImagineGAN 으로 생성된 영상의 가장자리를 확장하는 역할을 담당한다. SliceGAN 은 Slice Operator , slice generator , extrapolate discriminator 로 구성된다. Slice Operator 는 영상의 가장자리에서 slice 를 잘라내는 역할을 한다. 영상 확장을 담당하는 Slice Generator 는 Encoder-AdaIN-SPADE[10,11]와 Decoder 구조로 설계되었으며, Slice Generator 의 Encoder 에서는 AdaIN[10]을 이용하여 imaginary slice 와 sub-image style 을 결합하고, Decoder 에서는 SPADE[11] 를 이용하여 slice 들을 결합하는 역할을 한다. Extrapolate discriminator 는 extrapolated slice 를 붙여 확장하여 extrapolated image 를 생성하는 역할을 한다. 이러한 구조의 SliceGAN 은 입력 영상의 가장자리를 상하좌우로 한 번씩 순회하면서 영상의 가려진 부분을 예측 생성할 수 있다. 본 논문에서는 가림이 있는 얼굴 영상의 가림 부분을 예측 생성하기 위해 SpiralNet[2]을 사용하였다.

IV. 실험

4.1 실험 설정

본 논문에서는 얼굴 영상의 가림 부분 생성을 위해 사용된 SpiralNet[2]을 학습하기 위해서 Celeba-HQ[12] 데이터셋을 사용하였다. Celeba-HQ 데이터셋은 1024x1024 해상도를 갖는 30,000 장의 유명인의 얼굴 영상으로 구성되어 있다 [12]. 얼굴 나이 인식을 위한 네트워크를 학습하고 테스트하기 위해서 FG-Net[13], UTKFace[14], IMDB-WIKI[15] 데이터베이스를 사용하였다. FG-Net 데이터베이스는 얼굴 나이 관련 연구에서 많이 사용되고 있는 데이터베이스로서 0-69 세의 82 명의 유럽인(European)의 1002 장의 영상을 포함한다[13]. 이 데이터베이스에는 한 사람에 대한 다양한 나이대의 사진이 있다. 다양한 환경에서 촬영된 영상을 스캔하여 수집된 데이터베이스로 포즈, 표정, 사이즈, 배경, 조명 등의 변화가 다양하다. UTKFace 데이터베이스는 1-116 세의 20000 장 이상의 영상으로 구성되어 있는 공용 데이터베이스이다[14]. 이 데이터베이스는 다양한 인종의 영상을 포함하고 있다. IMDB-WIKI (CLAP2016) 데이터베이스[15]는 IMDb로부터 수집된 유명인 20284 명의 사진과 460723 의 얼굴을 포함하고, Wikipedia 에서 수집된 62328 의 얼굴을 포함하고 있다. IMDB 와 WIKI 를 합쳐 총 523051 의 얼굴 영상을 포함하고 있다. IMDB-WIKI 데이터셋의 나이 정보는 crowdsourcing 을 이용하여 얻은 apparent age 이다. IMDB-WIKI[12]와 UTKFace[14] 데이터베이스는 얼굴 나이 인식 네트워크를 사전 학습하는데 사용하였으며, FG-Net[13] 데이터베이스는 fine-tuning, 테스트에 사용되었다. FG-Net 데이터베이스에서 얼굴 나이 인식 성능을 평가하기 위해서 동일인이 학습과 테스트에 포함되지 않도록 구성하는 Leave-one-person-out (LOPO) 방법을 이용하였다[1]. 입력 영상의 실제 나이와 인식된 나이의 평균 절대값 오차를 나타내는 Mean absolute error (MAE)를 이용하여 성능을 평가하였다 [1].

영상 확장과 나이 인식에 사용하는 모든 얼굴 영상은 다양한 포즈, 크기, 해상도 등의 영상을 포함하고 있기 때문에 이를 정규화하는 과정이 필요하다. 얼굴 영상을 정규화하기 위해 FAN [16]을 이용하여 얼굴의 주요 특징점을 추출하였다. 다음 그림에서 FAN에 의해 추출된 68개의 얼굴 특징점을 보여준다. 추출된 얼굴 특징점을 이용하여 얼굴의 크기, 기울기, 위치 등을 동일하게 정규화하고, 최종 영상 사이즈를 256x256로 변경하였다.

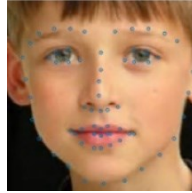


Figure 2. 68 facial landmarks extracted by using FAN
그림 2. FAN에 의해 추출된 68개 얼굴 특징점

4.2 실험 결과

본 논문에서는 입과 코 일부를 가리는 마스크를 생성하여 이를 기반으로 가림이 있는 영상을 생성하였다.

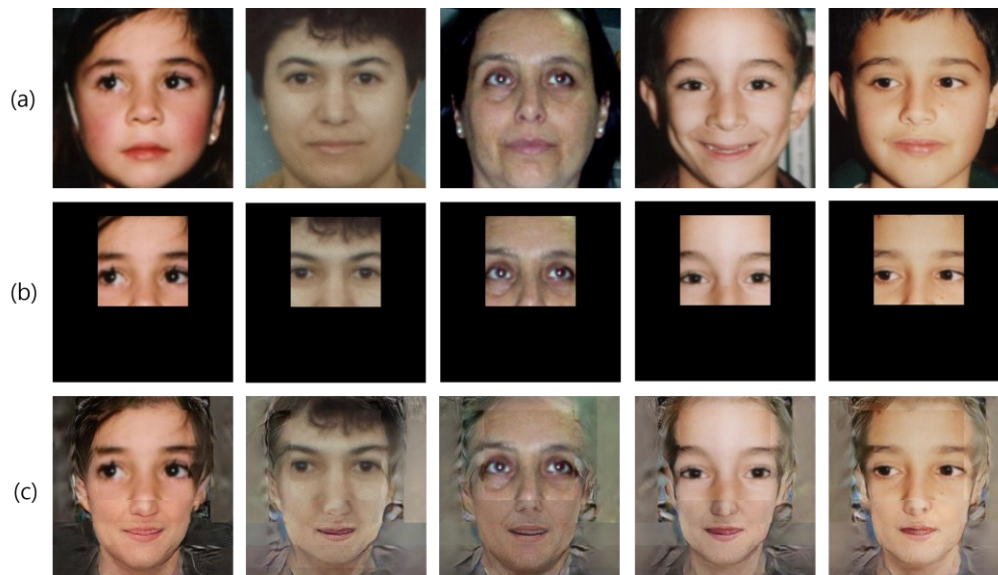


Figure 3. Face image extrapolation using SpiralNet[2]: (a) Original image, (b) Masked image, (c) Extrapolated image
그림 3. 가림이 있는 영상을 SpiralNet[2]으로 확장한 결과: (a) 원영상 (b) 마스크 적용된 영상 (c) 복원된 영상

그림 3(a)는 FG-Net 데이터셋에 포함된 원영상을 나타내고, 그림 3(b)는 마스크를 적용하여 가림이 있는 영상을 생성한 결과를 보여준다. 그림 3(b)에서 볼 수 있듯이 얼굴의 입, 코, 윤곽선 등이 가려지도록 마스크를 적용하였다. 그림 3(c)는 SpiralNet[2]을 이용하여 가려진 부분을 예측 생성한 결과를 보여준다. 그림 3(c)에서 가림이 있는 영상에서 보이지 않던 입, 코, 얼굴 윤곽 부분이 생성된 것을 확인할 수 있다.

그림 3과 같이 FG-Net 데이터셋의 모든 영상에 대해 마스크를 적용하여 가림이 있는 영상을 생성하고, SpiralNet[2]에 의해 가림 부분을 복원한 영상을 생성하여 얼굴 나이 인식 성능을 측정하였다. 표 1에서 원영상과 가림이 있는 영상, SpiralNet[2]으로 복원된 영상을 이용하여 얼굴 나이 인식 성능을 평가한 결과를 보여준다. 표 1에서 볼 수 있듯이 원영상의 MAE는 4.47세, 가림이 있는 영상의 MAE는 11.33으로, 얼굴 영상의 가림이 나이 인식 성능 저하에 큰 영향을 끼치는 것

을 확인할 수 있다. 가림이 있는 영상을 SpiralNet[2]으로 복원한 영상으로 나이 인식한 경우의 MAE는 7.68 세로 가림이 있는 영상에 비해서 나이 인식 성능이 향상되는 것을 확인할 수 있다. 이와 같은 실험 결과를 통해 Image Extrapolation 방법으로 가림 부분을 예측하여 생성한 영상으로 나이를 인식하는 것이 성능 향상에 도움이 되는 것을 확인하였다.

Table 1. Facial age estimation performance
표 1. 원영상, 가림이 있는 영상, 복원된 영상의 얼굴 인식 성능

Images	MAE
Original Image	4.47
Masked image	11.33
Extrapolated image	7.86

V. 결론

본 논문에서는 가림이 있는 얼굴 영상에서의 나이 인식 성능을 분석하고, 이를 개선하기 위해서 가려진 부분을 Image Extrapolation 방법으로 생성하고 나이 인식을 수행하는 방법을 제안하였다. Alexnet[18]과 mean-variance loss[7] 기반의 나이 인식 방법으로 가림이 있는 얼굴 영상을 나이 인식한 결과, 원 영상에서는 MAE 4.47 세의 결과를 얻었으나 가림이 있는 영상에서는 MAE 11.33으로 성능이 크게 저하되는 것을 확인하였다. 가림이 있는 영상을 Image Extrapolation 방법인 SpiralNet[2]으로 예측 생성한 영상을 이용하여 나이를 인식하면 MAE 7.86으로 나이 인식 성능이 개선되는 것을 확인하였다. 향후에는 다양한 Image Extrapolation 기법을 적용하여 영상의 품질을 개선하고, 나이 인식 성능을 보다 개선하는 내용에 대한 연구를 진행할 것이다.

VI. 감사의 글

본 논문은 2022년도 1기 한양여자대학교 교내 연구비에 의하여 연구됨

VII. 참고문헌

- [1] Raphael Angulu1, Jules R. Tapamo and Aderemi O. Adewumi, "Age estimation via face images: a survey", EURASIP Journal on Image and Video Processing 2018
- [2] Guo, Dongsheng, Liu, Hongzhi, Zhao, Haoru, Cheng, Yunhao, Song, Qingwei, Gu, Zhaorui, Zheng, Haiyong and Zheng, Bing, "Spiral Generative Network for Image Extrapolation", The European Conference on Computer Vision (ECCV), p.701-717, 2020
- [3] Rothe, R., Timofte, R. Van Gool, L., Deep Expectation of Real and Apparent Age from a Single Image without Facial Landmarks. International Journal of Computer Vision, 2018, 126, 144–157
- [4] Wei Shen, Yilu Guo, Yan Wang, Kai Zhao, Bo Wang, Alan Yuille, Deep Regression Forests for Age Estimation, IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018
- [5] Chao Zhang, Shuaicheng Liu, Xun Xu, Ce Zhu, C3AE: Exploring the Limits of Compact Model for Age Estimation, CVPR 2019
- [6] Xinhua Liu, Yao Zou, Hailan Kuang and Xiaolin Ma, Face Image Age Estimation Based on Data Augmentation and Lightweight Convolutional Neural Network, MDPI, 2020
- [7] Hongyu Pan, Hu Han, Shiguang Shan, Xilin Chen, Mean-Variance Loss for Deep Age Estimation from a Face, 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition
- [8] Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., Courville, A., Bengio, Y.: Generative adversarial nets. In: NIPS. pp. 2672–2680 (2014)
- [9] Wang, Y., Tao, X., Shen, X., Jia, J.: Wide-context semantic image extrapolation. In: CVPR. pp. 1399–1408 (2019)

- [10] Huang, X., Belongie, S.: Arbitrary style transfer in real-time with adaptive instance normalization. In: ICCV. pp. 1501–1510 (2017)
- [11] Park, T., Liu, M.Y., Wang, T.C., Zhu, J.Y.: Semantic image synthesis with spatially-adaptive normalization. In: CVPR. pp. 2337–2346 (2019)
- [12] Tero Karras, Timo Aila, Samuli Laine, Jaakko Lehtinen, “Progressive Growing of GANs for Improved Quality, Stability, and Variation”, ICLR 2018 paper
- [13] The FG-NET Aging Database, Available: <http://sting.cyclcollege.ac.cy/~alanitis/fgnetaging/index.htm>, 2009
- [14] UTKFace, <http://aicip.eecs.utk.edu/wiki/UTKFace>
- [15] Rasmus Rothe, Radu Timofte, Luc Van Gool, DEX: Deep EXpectation of apparent age from a single image, Looking at People Workshop, International Conference on Computer Vision (ICCV), 2015
- [16] Adrian Bulat, Georgios Tzimiropoulos, “How far are we from solving the 2D & 3D Face Alignment problem? (and a dataset of 230,000 3D facial landmarks),” International conference on computer vision, 2017.
- [17] Karen Simonyan, Andrew Zisserman, Very Deep Convolutional Networks for large-scale image recognition, ICLR 2015
- [18] Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, Geoffrey E. Hinton, ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks, NIPS 2012

저자소개



최정은 (Sung Eun Choi)

2004년 2월~2008년 2월 삼성전자 무선사업부 사원
 2015년 3월~2020년 2월 KIST 영상미디어연구단 박사후연구원
 2020년 3월~현재 한양여자대학교 빅데이터과 조교수

관심분야: 컴퓨터비전, 인공지능, 머신러닝, 딥러닝, 빅데이터