

다양한 CNN 모델을 이용한 얼굴 영상의 나이 인식 연구

^{1*} 최성은

A study on age estimation of facial images using various CNNs (Convolutional Neural Networks)

^{1*} Sung Eun Choi

요약

얼굴 영상으로부터 나이를 인식하는 기술의 응용분야가 증가함에 따라 이에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 얼굴 영상으로부터 나이를 인식하기 위해서는 나이를 표현하는 특징을 추출하고, 추출된 특징으로 나이를 정확하게 분류하는 기술이 필요하다. 최근 영상 인식 분야에서 다양한 CNN 기반 딥러닝 모델이 적용되어 성능이 크게 개선되고 있으며, 얼굴 나이 인식 분야에서도 성능 개선을 위해 다양한 CNN 기반 딥러닝 모델이 적용되고 있다. 본 논문에서는 다양한 CNN 기반 딥러닝 모델의 얼굴 나이 인식 성능을 비교하는 연구를 수행하였다. 영상 인식 분야에서 많이 활용되고 있는 AlexNet, VGG-16, VGG-19, ResNet-18, ResNet-34, ResNet-50, ResNet-101, ResNet-152를 활용하여 얼굴 나이 인식을 위한 모델을 구성하고 성능을 비교하였다. 실험 결과에서 ResNet-34를 이용한 얼굴 나이 인식 모델의 성능이 가장 우수하다는 것을 확인하였다.

Abstract

There is a growing interest in facial age estimation because many applications require age estimation techniques from facial images. In order to estimate the exact age of a face, a technique for extracting aging features from a face image and classifying the age according to the extracted features is required. Recently, the performance of various CNN-based deep learning models has been greatly improved in the image recognition field, and various CNN-based deep learning models are being used to improve performance in the field of facial age estimation. In this paper, age estimation performance was compared by learning facial features based on various CNN-based models such as AlexNet, VGG-16, VGG-19, ResNet-18, ResNet-34, ResNet-50, ResNet-101, ResNet-152. As a result of experiment, it was confirmed that the performance of the facial age estimation models using ResNet-34 was the best.

Keywords: Facial age estimation, CNN, AlexNet, VGG, ResNet

¹ 한양여자대학교 빅데이터과 조교수 (choise@hywoman.ac.kr)

I. 서론

얼굴 영상을 이용하여 나이를 자동으로 인식하는 기술은 다양한 분야에서 활용되면서 그에 대한 연구도 활발히 진행되고 있다. 얼굴 나이 인식 기술은 웹, 이메일, 채팅 등 인터넷 서비스에서 고객 정보를 관리하는 Electronic customer relationship management(ECRM)에 활용되고 있으며, 특정 나이로 변환된 얼굴 영상을 생성하는 분야(Age simulation)에 적용되어 장기 실증자 찾기, 엔터테인먼트 등에도 사용되고 있다. 또한, 보안 및 감시 분야에서 술, 담배 자판기, 성인 인증이 필요한 웹 사이트, TV, 인터넷 서비스의 접근 권한 제한 등에 활용되고 있다. 또한 개인 식별 기술에서 대상자의 범위를 나이대로 한정하여 성능을 향상시키기 위한 용도로도 활용되고 있다[1].

얼굴 영상의 나이를 정확하게 인식하기 위해서는 얼굴 영상에서 나이를 표현하는 특징을 추출하고, 추출된 특징을 이용하여 나이를 정확하게 인식하는 기술이 필요하다. 과거에는 얼굴 나이 인식을 위해 얼굴 영상으로부터 Hand-craft 특징을 추출하고, 추출된 특징을 이용하여 나이를 인식하는 Classifier 또는 Regressor 를 설계하는 방식으로 연구가 진행되었다. 최근에는 딥러닝의 기술적 발전으로 딥러닝 모델을 기반으로 나이를 인식하는 연구가 활발히 진행되고 있다[2][3][4][5][6][7]. 딥러닝 모델 중 영상 데이터의 분류, 분석 등을 위해서 합성곱 신경망(Convolutional Neural Network, CNN)이 많이 사용되고 있으며, AlexNet[8], VGG[9], ResNet[10] 등의 다양한 CNN 기반 모델이 영상 분류 및 인식 분야에 활발히 활용되고 있다. 이와 같이 영상인식에서 사용된 CNN 기반의 딥러닝 모델은 얼굴 나이 인식 분야에서도 활용되며 우수한 성능을 보이고 있다. 딥러닝 기반 얼굴 나이 인식 기술에서는 이와 같은 다양한 CNN 을 이용한 방법들[2][3][4][5][6][7]이 제안되었으며, 다양한 CNN 모델에 따라 얼굴 나이 인식 성능을 비교하는 연구가 필요하다. 따라서 본 논문에서는 다양한 CNN 모델을 이용하여 얼굴 영상의 특징을 추출하고 이를 이용하여 나이를 인식하는 모델의 성능을 비교하는 연구를 수행하였다.

본 논문에서는 얼굴 나이 인식 모델을 구성하기 위해 CNN 기반의 AlexNet[8], VGG[9], ResNet[10]을 이용하여 얼굴 특징을 추출하였고, CNN 모델에 Fully-connected layer 를 추가하여 0 세에서 99 세까지의 나이를 분류하였다. 이와 같이 다양한 CNN 기반의 모델을 이용하여 얼굴 나이 인식 성능을 비교하는 연구를 수행하였다.

II. 관련 연구

2.1 합성곱 신경망 (Convolutional Neural Network, CNN)

CNN 은 컨볼루션(Convolution) 연산을 적용한 딥러닝 모델로 컴퓨터 비전의 영상 분류, 인식 등의 분야에서 좋은 성능을 보이고 있다. 영상의 분류, 인식 성능을 향상시키기 위해 CNN 은 다양한 구조로 발전되어 왔다. AlexNet[8]은 2012 년 ILSVRC(ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge)에서 우승을 차지한 CNN 구조로, 5 개의 Convolutional layer 와 3 개의 Fully-connected layer, 총 8 개의 층으로 이루어져 있다. VGG[9] 모델은 AlexNet 보다 2 배 이상 깊은 네트워크로 ImageNet Challenge 에서 AlexNet 보다 좋은 성능을 보였다. VGG 모델은 CNN 층에 3x3 필터를 사용하고, 16~19 층의 비교적 깊은 신경망으로 구성되며, 16, 19 개 층으로 구성된 모델을 각각 VGG-16, VGG-19 로 표기한다. ResNet[10]은 2015 년 ILSVRC 에서 우승을 차지한 마이크로소프트에서 개발한 알고리즘으로 Residual Block 을 적용하여 층의 깊이를 깊게 쌓을 수 있다. ResNet 은 18, 34, 50, 101, 152 개의 층 등으로 구성될 수 있고, 이를 각각 ResNet-18, ResNet-34, ResNet-50, ResNet-101, ResNet-152 로 표기한다.

2.2 딥러닝 기반 얼굴 나이 인식 기술

딥러닝 기술이 영상 인식 분야에서 기존 기술을 뛰어 넘는 성능을 보이고 있으며, 딥러닝 기술의 등장 이후에 얼굴 나이 인식 분야에서도 딥러닝 기술을 적용한 연구가 활발히 진행되고 있다. 특히 딥러닝 기술 중 영상 인식 분야에서 좋은 성능을 보이는 CNN 을 활용한 얼굴 나이 인식 연구가 활발히 진행되고 있다. CNN 을 활용하여 얼굴 영상으로부터 나이 특징을 추출하고 추출된

특징을 이용하여 나이를 인식하는 과정을 end-to-end 로 학습함으로써 나이 인식 성능이 크게 개선되고 있다. Wei Shen[2]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. Rasmus Rothe[3][4]는 VGG16[9] 기반의 얼굴 인식 기술인 DEX 를 제안하였으며, Xinhua Liu[5]는 경량화 된 네트워크인 SuffleNetV2 와 Attention 기법을 결합한 MA-SFV2(Mixed Attention-ShuffleNetV2)를 이용한 얼굴 나이 인식 방법을 제안하였다. Hongyu Pan[6]는 Age distribution 을 나타내는 평균과 분산을 학습하기 위해서 Softmax loss 와 Mean-variance loss 를 결합하여 CNN 모델을 학습하는 방법을 제안하였다. Chao Zhang[7]는 모바일 환경에서도 동작할 수 있는 경량화 된 구조를 갖는 C3AE 라는 얼굴 인식 방법을 제안하였다. C3AE 에서는 Age label distribution 과 Age label 을 Cascade 방식으로 사용하여 나이를 인식한다. 이와 같이 딥러닝 기반의 다양한 나이 인식 기술이 제안되었으며, CNN 모델에 따른 성능 비교 연구가 필요하다. 따라서 본 논문에서는 다양한 CNN 모델을 이용하여 얼굴 나이 인식 모델을 구성하고, 이들의 성능을 비교하는 연구를 수행하였다.

III. 얼굴 영상의 나이 인식

3.1 얼굴 나이 인식

얼굴 영상의 나이를 인식하는 과정은 얼굴 특징을 추출하는 단계와 추출된 특징을 이용하여 나이를 인식하는 단계로 구분할 수 있다. 이 중 얼굴 특징을 추출하는 단계에서 다양한 CNN 모델을 사용할 수 있다. 본 논문에서는 얼굴 특징 추출 단계에서 CNN 기반의 AlexNet[8], VGG[9], ResNet[10]을 이용한 얼굴 나이 인식 모델을 구성하고, 이들의 성능을 비교하는 연구를 수행하였다. 그림 1 에서 딥러닝 기반 얼굴 영상의 나이 인식 과정을 보여준다. 그림 1 의 Feature extraction 부분은 얼굴 영상으로부터 특징 벡터를 추출하는 역할을 담당하며, 이 부분에 AlexNet[8], VGG[9], ResNet[10] 등 다양한 CNN 모델을 적용할 수 있다. Age estimation 부분에서는 앞 단계에서 추출된 특징 벡터를 이용하여 연령대 또는 나이를 인식하며, 이를 위해 Classifier 또는 Regressor 를 적용할 수 있다. 본 논문에서는 Feature extraction 이후 Fully-connected layer 를 연결하여 0 세에서 99 세까지 나이를 분류할 수 있도록 모델을 구성하였으며, 이러한 모델은 기존 연구에서 제안한 Softmax loss 와 Mean-variance loss[6]를 사용하여 학습하였다.

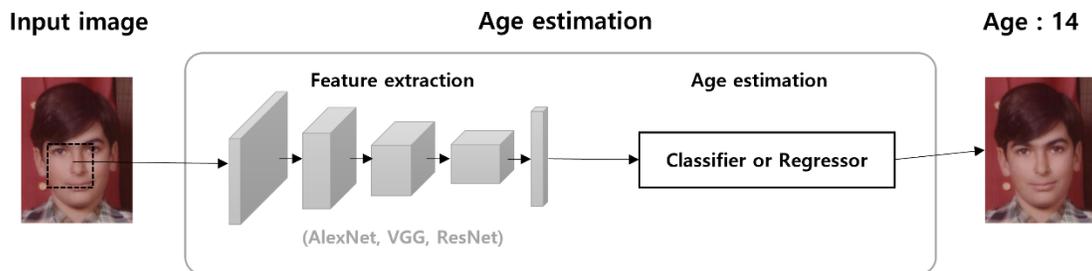


Figure 1. Flowchart of facial age estimation based on deep learning
그림 1. 딥러닝 기반의 얼굴 영상의 나이 인식 과정

3.2 얼굴 특징 추출을 위한 합성곱 신경망 (Convolutional Neural Network, CNN)

얼굴 나이 인식 모델에서 얼굴 특징 추출에 사용될 수 있는 다양한 CNN 모델들의 성능을 비교하기 위해, 본 논문에서는 AlexNet[8], VGG[9], ResNet[10]을 사용하여 얼굴 나이 인식 모델을 구성하고, 각각의 성능을 비교하였다.

3.2.1 Alexnet [8]

Alexnet[8]은 2012 년 개최된 ILSVRC(ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge)에서

우승을 차지한 CNN 기반의 모델이다. Alexnet 은 227x227 해상도의 영상을 입력으로 받고, 5 개의 Convolution layer 와 3 개의 Fully-connected layer, 총 8 개의 층으로 구성되어 있으며, ReLU 함수를 활성화 함수로 사용한다.

3.2.2 VGG [9]

VGG[9]는 옥스포드 대학의 VGG(Visual Geometry Group) 연구팀에 의해 개발된 모델로, 2014 년 ILSVRC 에서 준우승을 하였다. VGG 는 8 개 층으로 구성된 AlexNet[8]보다 2 배 이상 깊은 층으로 구성된다. VGG 는 224x224 해상도의 영상을 입력으로 받고, CNN 층에서 3x3 Convolution filter 만 사용하여 학습 파라미터의 수를 감소시켰으며, 동시에 결정 함수의 비선형성과 모델의 특징 식별성을 증가시켰다. VGG 는 층의 수에 따라 VGG-16, VGG-19 로 구분된다. VGG-16 은 13 개의 Convolutional layer 와 3 개의 Fully-connected layers 로 구성된다. VGG-19 는 VGG-16 보다 3 개 더 많은 Convolutional layer 를 포함하여, 총 19 개 층으로 구성되어 있다. 본 논문에서는 얼굴 나이 인식 모델의 특징 추출 부분에 VGG-16, VGG-19 를 각각 적용하고 성능을 비교하였다.

3.2.3 ResNet [10]

ResNet[10]은 2015 년 ILSVRC 에서 우승한 마이크로소프트에서 개발한 CNN 기반의 모델이다. ResNet 은 Residual block 을 사용하여 이전 네트워크보다 훨씬 깊은 층으로 구성되었다. Residual block 은 기존의 Block 과 달리 입력을 출력에 바로 더해줄 수 있는 Shortcut 을 연결한 Block 을 의미하며, 이를 사용하여 더 깊은 층으로 네트워크를 구성할 수 있다. ResNet 에서는 네트워크의 층을 18, 34, 50, 101, 152 층 등으로 구성하고, 이를 각각 ResNet-18, ResNet-34, ResNet-50, ResNet-101, ResNet-152 로 표기한다. 본 논문에서는 ResNet-18, ResNet-34, ResNet-50, ResNet-101, ResNet-152 를 이용하여 얼굴 나이 인식 성능을 비교하였다.

3.3 Softmax loss 와 Mean-variance loss 를 사용한 학습

딥러닝 기반의 얼굴 나이 인식 모델의 성능을 개선하기 위하여 다양한 Loss 를 사용하여 학습하는 방법에 대한 연구가 있다. Hongyu Pan[6]는 얼굴 나이 인식을 위한 CNN 기반 모델을 학습할 때, 영상 분류에서 주로 사용되는 Softmax loss 와 Age distribution 을 학습할 수 있는 Mean-variance loss 를 함께 사용하는 방법을 제안하였다. Softmax loss 와 Mean-variance loss 를 사용하여 네트워크를 학습하면, 네트워크 출력의 평균값은 Ground-truth age 에 가까워지고 네트워크 출력의 분포 형태는 평균값에 집중되는 효과를 얻을 수 있다. 결과적으로 Age distribution 을 보다 정확하게 학습하여 나이 인식 성능을 향상시킬 수 있다. 기존 연구[6]에서 제안한 Mean-variance loss 를 구하기 위한 네트워크의 마지막 Fully-connected layer 의 Output 과 Softmax probability 를 다음 수식과 같이 표현할 수 있다.

$$z = f(x_i)\theta^T, p_{i,j} = \frac{e^{z_{i,j}}}{\sum_{k=1}^K e^{z_{i,k}}} \quad (1)$$

z 는 마지막 Fully-connected layer 의 Output, x_i 는 i 번째 샘플의 Feature vector, θ 는 마지막 Fully-connected layer 의 Parameter, $f(x_i)$ 는 Fully-connected layer 이전에 있는 CNN 의 Output, $p_{i,j}$ 는 Class j 에 속하는 샘플 i 의 Probability 를 나타낸다. 위 수식을 기반으로 모든 Class K 에 대해 샘플 i 의 Estimated age label 의 Distribution 을 나타내는 p_i 의 Mean(m_i)과 Variance(v_i)를 다음 수식으로 구할 수 있다.

$$m_i = \sum_{j=1}^K j * p_{i,j}, v_i = \sum_{j=1}^K p_{i,j} * (j - m_i)^2 \quad (2)$$

Mean loss(L_m)는 Estimated age distribution 의 Mean(m_i)과 Ground-truth age(y_i) 의 차이를 나타내고, 다음과 같은 수식으로 계산된다.

$$L_m = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N (m_i - y_i)^2 = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N (\sum_{j=1}^K j * p_{i,j} - y_i)^2 \quad (3)$$

식(3)에서 N 은 Batch size 를 의미한다. 일반적으로 Softmax loss 가 Classification 관점에서의 Loss 를 표현하고, Mean loss 는 Regression 관점에서의 Loss 를 표현하기 때문에 상호 보완적으로 사용될 수 있다. Variance loss(Lv)는 Estimated age distribution 분포에 제한을 두는 역할을 하며, 다음과 같은 수식으로 표현한다.

$$L_v = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N v_i = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^K p_{i,j} * (j - \sum_{k=1}^K k * p_{i,k})^2 \quad (4)$$

기존 연구[6]에서 얼굴 나이 인식 모델을 학습할 때 Softmax loss 와 Mean-variance loss 를 함께 사용하면 Softmax loss 만을 사용하는 것에 비해 성능이 향상된다는 것을 확인하였다. 이를 활용하여 본 논문에서도 다양한 CNN 모델 비교를 위한 얼굴 나이 인식 모델 학습에 기존 방법[6]에서 제안한 Mean-variance loss 와 Softmax loss 를 함께 사용하였다.

IV. 실험

4.1 실험 설정

본 논문에서 제안하는 얼굴 나이 인식 방법의 성능을 평가하기 위해서 FG-Net[11], UTKFace[12], IMDB-WIKI[4] 데이터베이스를 사용하였다. FG-Net 데이터베이스는 얼굴 나이와 관련된 연구에서 많이 사용되고 있으며, 0-69 세의 82 명, 유럽인(European)의 1002 장 영상을 포함한다[11]. 이 데이터베이스에는 한 사람에 대한 다양한 나이대의 사진이 있고, 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 데이터베이스로 다양한 인종의 영상을 포함하고 있다[12]. IMDB-WIKI(CLAP2016) 데이터베이스[4]는 IMDb 로부터 수집된 유명인 20284 명에 대한 460723 장의 얼굴 영상과 Wikipedia 에서 수집된 62328 장의 얼굴 영상을 포함하여 총 523051 장의 얼굴 영상으로 구성되어 있다. IMDB-WIKI 데이터셋에서 제공되는 얼굴 영상의 나이 정보는 Crowdsourcing 을 이용하여 얻은 Apparent age 이다.

얼굴 영상은 포즈, 크기, 해상도 등이 다양한 특성이 있기 때문에, 정확한 나이를 인식하기 위해 이를 정규화 하는 과정이 필요하다. 얼굴 영상을 얼굴의 주요 특징점을 기준으로 정규화 하기 위해 FAN [13]을 이용하여 주요 특징점을 추출하였다. 그림 2 에서 FAN 에 의해 추출된 68 개의 얼굴 특징점을 보여준다. 이와 같이 추출된 얼굴 특징점을 이용하여 얼굴의 크기, 기울기, 위치 등이 모든 영상에서 동일하도록 정규화 하여, 얼굴 나이 인식 모델의 학습과 평가에 사용하였다.



Figure 2. 68 facial landmarks extracted by using FAN[13]
그림 2. FAN[13]에 의해 추출된 68 개 얼굴 특징점

본 논문에서 다양한 CNN 의 나이 인식 성능 비교를 위해 구성된 모든 모델은 IMDB-WIKI[4], UTKFace[12] 데이터베이스를 이용해 사전 학습되었고, 사전 학습된 모델을 FG-Net 데이터베이스로 Fine-tuning 하였다. 각 나이 인식 모델의 성능 평가를 위해서 FG-Net 데이터베이스를 테스트 데이터로 활용하였다. FG-Net 데이터베이스에서 동일인이 학습과

테스트 셋에 포함되지 않도록 구성하는 Leave-one-person-out (LOPO) 방법을 이용하여 학습 및 테스트 데이터셋을 구성하였다[1]. 또한 입력 영상의 실제 나이와 인식된 나이의 평균 오차를 나타내는 Mean absolute error (MAE)를 이용하여 성능을 평가하였다.

4.2 실험 결과

다양한 CNN 모델을 사용하여 얼굴 나이 인식 성능을 비교한 결과를 표 1에서 보여준다. 각 CNN 모델의 성능을 비교하면 AlexNet은 MAE 4.47, VGG는 VGG-16을 사용한 경우 MAE 3.13, ResNet은 ResNet-34를 사용한 경우 MAE 3.02의 성능을 보였다. 이 결과를 통해 AlexNet, VGG, ResNet 중에서 ResNet 기반으로 추출된 얼굴 특징을 사용하는 모델의 성능이 가장 우수하다는 것을 확인할 수 있다. 또한 ResNet 모델의 Layer 수를 18, 34, 50, 101, 152로 변경하며 나이 인식 성능을 비교한 결과, 34개 층으로 구성된 ResNet-34가 가장 좋은 성능을 보이는 것으로 확인되었다. 본 실험 결과를 통해 얼굴 나이 인식 모델에서 얼굴 특징 추출을 위해 ResNet-34를 이용하면 얼굴 나이 인식 성능을 개선하는데 도움이 된다는 것을 확인할 수 있다.

Table 1. Facial age estimation performance using various CNN models

표 1. 다양한 CNN 모델에 따른 얼굴 나이 인식 결과

CNN MODEL	MAE
AlexNet	4.47
VGG-16	3.13
VGG-19	3.83
ResNet-18	3.09
ResNet-34	3.02
ResNet-50	3.50
ResNet-101	3.49
ResNet-152	3.55

IV. 결론

본 논문에서는 다양한 CNN 모델을 이용하여 얼굴 나이 인식 성능을 비교하는 연구를 수행하였다. 얼굴 나이 인식 모델에서 얼굴 특징을 추출하는 CNN 모델로 AlexNet, VGG-16, VGG-19, ResNet-18, ResNet-34, ResNet-50, ResNet-101, ResNet-152를 사용하였으며, 각 나이 인식 모델을 학습하기 위해 Softmax loss와 Mean-variance loss[6]를 결합하여 사용하였다. 실험 결과에서 ResNet-34를 사용한 모델이 MAE 3.02로 나이 인식 성능이 가장 우수했으며, 이를 통해 ResNet-34 기반으로 얼굴 특징을 추출하는 것이 얼굴 나이 인식 모델의 성능을 개선하는데 도움이 된다는 것을 확인할 수 있다. 이러한 연구 결과는 얼굴 나이 인식 시스템을 구축할 때 얼굴 특징 추출 부분의 CNN 기반 모델 선택에 활용될 수 있다. 향후에는 다양한 CNN 모델들의 장점 및 한계점 분석, 다양한 Loss의 성능 비교, 다양한 나이 데이터베이스를 이용한 성능 비교 연구를 수행할 예정이다.

V. 감사의 글

본 논문은 2023년도 1기 한양여자대학교 교내연구비에 의하여 연구됨

VI. 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] 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
- [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] 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
- [5] Xinhua Liu, Yao Zou, Hailan Kuang and Xiaolin Ma, “Face Image Age Estimation Based on Data Augmentation and Lightweight Convolutional Neural Network,” MDPI, 2020
- [6] 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
- [7] Chao Zhang, Shuaicheng Liu, Xun Xu, Ce Zhu, “C3AE: Exploring the Limits of Compact Model for Age Estimation,” CVPR 2019
- [8] Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, Geoffrey E. Hinton, “ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks,” NIPS 2012
- [9] Karen Simonyan, Andrew Zisserman, “Very Deep Convolutional Networks for large-scale image recognition,” ICLR 2015
- [10] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, Jian Sun, “Deep Residual Learning for Image Recognition,” CVPR 2015
- [11] The FG-NET Aging Database, Available: <http://sting.cycollege.ac.cy/~alanitis/fgnetaging/index.htm>, 2009
- [12] UTKFace, <http://aicip.eecs.utk.edu/wiki/UTKFace>
- [13] 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.

저자소개



최정은 (Sung Eun Choi)

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

관심분야: 컴퓨터비전, 인공지능, 머신러닝, 딥러닝, 빅데이터