

개인 맞춤형 광고 제공을 위한 기계 학습 기반 한국인 성별 및 나이 인식 모델 생성

홍승준, 김명섭, 허의남*
경희대학교

hongsj1022@khu.ac.kr, kms1205@khu.ac.kr, *johnhuh@khu.ac.kr

Machine learning based Korean gender and age recognition model generation to provide personalized advertisements

Seungjun Hong, Myeongseob Kim, Eui-Nam Huh*
Kyung hee Univ.

요 약

최근 언택트 시대를 직면함에 따라 얼굴인식을 통한 마스크 착용 정보, 출입 통제 시스템 등의 많은 기술들이 발명되었다. 본 논문에서는 얼굴인식을 이용하여 사용자에게 맞춤형 광고를 제공하는 서비스를 위한 한국인 성별 및 나이 인식 모델을 생성하는 과정과 결과를 제시하며, 향후 모델의 인식 정확도 개선 방안과 연구 방향을 제시한다.

I. 서 론

최근 얼굴인식을 통한 여러가지 서비스들이 많이 등장하고 있다. 대표적인 예로 얼굴인식을 이용한 보안 시스템부터 관상 예측 어플리케이션, 가상 메이크업 어플리케이션까지 다양한 분야에서 활용되고 있다.

이러한 얼굴인식은 성별과 나이에 대한 학습을 통해 주어지는 개인의 얼굴에 따라 예측되는 결과를 활용한 맞춤형 광고 제공 서비스로 이어질 수 있다. 이 때 학습 모델의 정확도에 따라 제공되는 광고가 적합한지에 대한 판단이 이루어지기 때문에 적합한 데이터를 통한 학습 모델 생성이 중요하다.

본 논문에서는 이러한 서비스에 사용되는 국내 한국인을 대상으로 성별과 나이를 인식하는 모델을 개발하는 과정에서 데이터 셋의 구성이 학습 결과에 어떤 영향을 미치는지에 대해 논의한다. 같은 기계 학습 과정에서 여러 데이터 셋을 적용한 후 모델의 성능에 대한 비교 결과를 보여준다.

II. 본 론

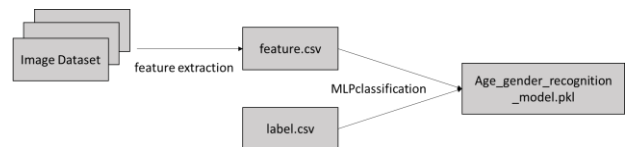
학습 모델 생성 과정

그림 1은 기계 학습을 통한 학습 모델 생성 과정을 보여준다. 먼저 입력된 안면 이미지에서 얼굴을 인식한 뒤, 인식된 얼굴 내의 128 가지 특징 값을 추출하여 csv 파일로 저장한다. 각 이미지마다 성별과 나이를 라벨링한 csv 파일과 함께 추출한 특징 값을 scikit-learn 파이썬 모듈에서 제공하는 MLPclassifier를 이용해 학습한다.

MLPclassifier는 은닉층의 개수와 활성화함수의 종류를 설정하여 입력 값을 다층 퍼셉트론을 통해 학습하는 함수이다. 본 논문에서는 128 개의 노드로 이루어진 128 개

의 은닉층을 설정하였으며, 활성화함수로는 relu 함수를 설정하여 학습하였다.

이미지를 학습함에 있어서 CNN(Convolutional neural network)을 이용한 학습이 적합하다는 것이 널리 알려져 있다[1]. 하지만 본 논문에서는 CNN으로 이미지를 학습하기에 사양이 좋지 못한 개발 환경과 많은 시간이 소요된다는 점에 제한적이었기 때문에 계산량이 적은 MLP를 사용하여 학습을 진행했다.



[그림 1] 학습 모델 생성 과정

데이터 셋의 구성과 라벨링

	LFW	AFAD	K-FACE
인종	전 세계	아시아	대한민국
데이터 양	약 13,000장	약 16만 장	약 432만 장
연령대 분류 라벨	Baby/ Child/ Youth/ Middle Age/ Senior	20대 / 30대 / 40대 / 50대	

[표 1] 학습에 활용한 데이터 셋

표 1 은 기계 학습에 사용한 데이터 셋의 종류와 구성을 보여준다. 학습 데이터로는 전 세계 유명인들로 구성된 LFW 데이터와 아시아인으로만 구성된 AFAD 데이터, 국내 aihub 에서 제공하는 한국인 안면 이미지(K-FACE) 데이터를 사용하였다[2-4].

데이터의 양은 각각 약 13,000 장, 약 16 만 장, 약 432 만 장으로 구성되어 있으며, 다양한 인종의 데이터로 이루어진 LFW 데이터 셋은 특정 연령에 대한 구분이 어려워 Baby, Child, Youth, Middle Age, Senior 로 라벨링을 하였다. 성별과 나이가 구분되어 제공된 AFAD 데이터 셋과 K-FACE 데이터 셋은 20 대, 30 대, 40 대, 50 대로 라벨링을 하였다.

400 명을 대상으로 30 단계의 조도, 20 개의 각도, 3 개의 표정, 6 종류의 가림 방법을 통해 구성된 K-FACE 데이터 셋은 표 2 와 같이 연령별 데이터가 편향되어 제공되는 한계점이 있었다. 이에 따라 20 대 데이터를 좌우 반전과 $\pm 5^\circ$, $\pm 10^\circ$ 씩 회전하는 작업을 거쳐 기존 데이터 양의 10 배로 늘렸고 다른 연령대의 데이터 양과 균일하게 학습을 진행하였다.

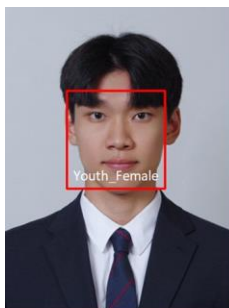
	남	여	계
20대	5	8	13
30대	67	76	143
40대	86	56	142
50대	56	46	102
계	214	186	400

[표 2] K-FACE 데이터의 연령별 분포(단위: 명)

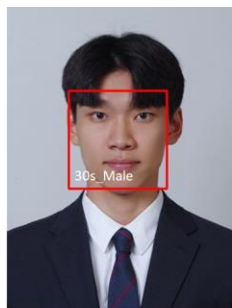
III. 결론

실험 결과

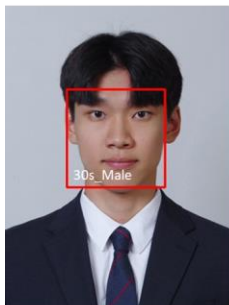
본 실험에서는 그림 2 와 같이 각 데이터 셋의 특징들을 학습한 모델들의 성능을 확인하기 위해 20 대 남성인 본 논문 저자의 사진을 사용하였다.



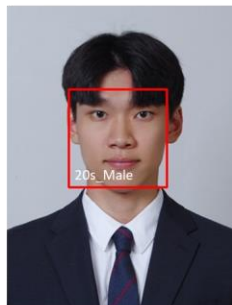
LFW



AFAD



K-FACE (20대 데이터 증가 전)



K-FACE (20대 데이터 증가 후)

[그림 2] 데이터 셋에 따른 학습 모델 별 성별 및 나이 인식 결과

LFW 데이터 셋을 이용한 학습 모델은 연령을 Youth 로 인식하였으나 성별을 여성으로 인식하였고, AFAD 데이터 셋을 이용한 학습 모델은 30 대 남성으로 인식하였다. 한국인의 성별과 나이 인식에 적합하지 않은 데이터를 사용하여 정확도가 낮음을 확인할 수 있다.

반면 K-FACE 데이터 셋을 이용한 학습 모델 중 20 대 데이터가 적게 학습된 모델은 30 대 남성으로 인식하였고, 20 대 데이터 양을 늘려 데이터의 편향 없이 학습된 모델은 20 대 남성으로 정확하게 인식하였다. 이는 학습에 적합한 데이터가 연령별 균일한 분포의 양으로 구성될 경우 정확도가 높음을 확인할 수 있다.

향후 학습 모델 개선 및 연구 방향

본 연구를 통해 기계학습을 통한 성별과 나이 인식 모델 생성 시 높은 정확도를 위해 인식 목표에 적합한 데이터 셋을 구성해야 하고, 분류할 클래스별 데이터의 양이 균일해야 함을 확인할 수 있다. 하지만 추가적인 실험으로 성별 인식에 비해 나이 인식의 정확도가 낮은 것을 확인할 수 있었다.

이를 개선하기 위한 향후 연구 방향으로는 안면 이미지 데이터의 매우 정밀한 부분을 특징으로 추출하여 학습할 수 있도록 하는 과정이 될 것이다. 또한 좀 더 좋은 환경에서 다층 퍼셉트론이 아닌 CNN 과 같은 다른 학습 알고리즘을 사용한 모델 생성과 수치화한 정확도와 함께 결과를 비교함으로써 성별과 나이를 이용한 맞춤형 광고 제공 서비스에 더욱 적합한 학습 모델이 사용될 것이다.

ACKNOWLEDGMENT

이 논문은 2020 년도 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 정보통신기획평가원의 지원을 받아 수행된 연구임 (No.2019-0-01615, 온라인 동영상 광고를 제공하는 클라우드 기반의 무인 점포관리용 디지털사이니지 솔루션 개발)

참 고 문 헌

- [1] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. Hinton. Imagenet classification with deep convolutional neural networks. In *NIPS*, 2012
- [2] "Labeled Faces in the Wild", Computer vision lab at University of Massachusetts, <http://vis-www.cs.umass.edu/lfw/>
- [3] "The Asian Face Age Dataset(AFAD)", GitHub Pages, <https://afad-dataset.github.io/>
- [4] "한국인 안면 이미지 AI 데이터", AIHub, 한국과학기술연구원, 한국정보화진흥원, <http://kface.kist.re.kr/#/>