

얼굴인식에서의 레이블 불균형을 고려한 이미지 품질 측정을 위한 특징 정규화

Feature Norm for Image Quality Assessment Considering Label Imbalance in Face Recognition

김태성
아주대학교 인공지능학과
대한민국, 수원시
moggie617@ajou.ac.kr

손경아^{*}
아주대학교 인공지능학과
아주대학교 소프트웨어학과
대한민국, 수원시
kasohn@ajou.ac.kr

요약

최근 얼굴인식 연구에서는 이미지 품질을 고려하여 낮은 품질의 이미지에 대해서 알고리즘 성능을 개선하고 있다. 이러한 연구에서 사용하는 이미지 품질의 조작적 정의는 샘플의 모델 임베딩 값의 L2 노름(특징 정규화)을 사용하고 있으며, 얼굴인식 외의 연구인 Out Of Distribution(OOD)에서 특징 정규화는 이미지 품질이 아닌, 학습 데이터셋의 분포와 차이나는 데이터를 구별하기 위해 사용되고 있다. 이는 특징 정규화가 모델에 학습된 데이터에 따라 달라짐을 시사한다. 얼굴인식 학습 데이터 셋은 대부분 롱 테일 분포를 가지고 있기에, 본 연구는 이를 고려하여 특징 정규화를 클래스 별로 표준화하여 전처리를 한 결과 특징 정규화와 이미지 품질의 상관관계가 더 높아진 결과를 보여준다. 추후 얼굴인식 분야에서는 데이터셋의 분포를 고려하여 특징 정규화를 이미지 품질로 사용할 것을 제안한다.

키워드: 얼굴인식, 롱 테일 분포, 이미지 품질, 컴퓨터 비전

1. 서론

얼굴인식 기술은 딥러닝 기술의 발전으로 사람의 능력을 넘어서는 성능을 보여주어, 다양한 상황에서 활용될 수 있게 되었다. 이에 따라, 얼굴인식 알고리즘의 검증에 위한 다양한 데이터셋과 방법론이 개발되고 있다. 특히, CCTV 이미지와 같은 낮은 품질의 이미지에 대해서도 모델의 인식 성능을 높이기 위해 얼굴인식 알고리즘 개발 연구가 진행되고 있다. 본 논문은 최근 이미지 품질을 고려한 얼굴인식 연구에서 사용하는 이미지 품질의 조작적 정의를 살펴보고 분석하려고 한다.

2. 관련연구

최근, 얼굴인식에서 샘플의 품질을 고려하는 방법으로, MagFace[1]와 그 후속연구[2,3]의 경우, 모델에서 출력한 샘플의 임베딩 값의 L2 노름(특징 정규화)을 이미지 품질로 정의하여, 손실 함수를 개선하거나, 이미지 품질을 고려한 샘플 간 유사도 측정에 활용하였다.

특징 정규화를 사용한 또 다른 연구는 Out Of Distribution(OOD)를 구별하는 연구[4]나, Open-

Set Recognition 연구[5]에 활용되고 있다. 두 연구 모두, 특징 정규화를 활용하고 있지만, 이미지 품질이 아닌, 학습 데이터 셋과 차이나는 분포를 가진 데이터를 구별하는 척도로 사용하고 있으며, 모델 학습시에 학습 데이터 셋의 특징 정규화 값이 증가한다는 결과를 보여주었다.

본 논문은 학습 데이터 셋의 특징이 특징 정규화 값과 이미지 품질의 상관성에 미치는 영향을 분석하려고 한다.

3. 실험방법

먼저, 특징 정규화 값을 학습 데이터의 각 클래스마다 평균을 취해서 그래프로 나타내고, 특징 정규화 값이 데이터가 많은 클래스에 대해 높게 나오는지 볼 것이다. 또한 이미지의 통계적 특징을 기반하여 이미지 품질을 측정하는 BRISQUE[6] 계수와 특징 정규화 값의 상관관계를 분석해 보고, 특징 정규화와 이미지 품질을 대응시킬 수 있는지 살펴볼 것이다.

3.1. 데이터셋

본 연구에 사용된 학습 데이터는 CASIA-

WEBFACE[4]로, 약 50 만장의 이미지로 이루어져 있고, 10,575 명의 얼굴로 라벨링 되어있는 얼굴인식 데이터 셋이다. 본 데이터 셋은 샘플 개수가 각 클래스마다 많은 차이를 보이는 롱 테일 분포를 가진 데이터 셋이다.

3.2. 실험환경

본 연구에서는 학습된 AdaFace[2] 모델을 사용하여 특징 정규화 값을 추출하였고, 분석을 위하여 A6000 GPU 한대를 사용하여 분석하였다.

4. 실험결과

먼저 그림 1의 상단 그래프의 x 축은, 클래스를 샘플 개수의 내림차순으로 정렬한 것이며, y 축은 샘플의 개수를 나타낸다. 반면 그림 2의 그래프의 x 축은 위의 그래프와 동일하지만, y 축은 각 클래스의 샘플의 특징 정규화 값의 평균값이다. 선행연구의 결과인, 샘플이 많이 학습될수록, 특징 정규화 값이 증가한다는 것을, 본 연구의 학습 데이터 셋의 특징인 롱 테일 분포를 가진 데이터 셋에서는 샘플의 개수가 각 클래스의 특징 정규화 값의 차이를 발생시킨다는 것을 관찰하였다. 이는, 기존 얼굴인식 알고리즘에서 이미지 품질로 사용하는 특징 정규화 값이 학습 데이터 셋의 특징으로도 영향을 받는다는 것을 보여준다.

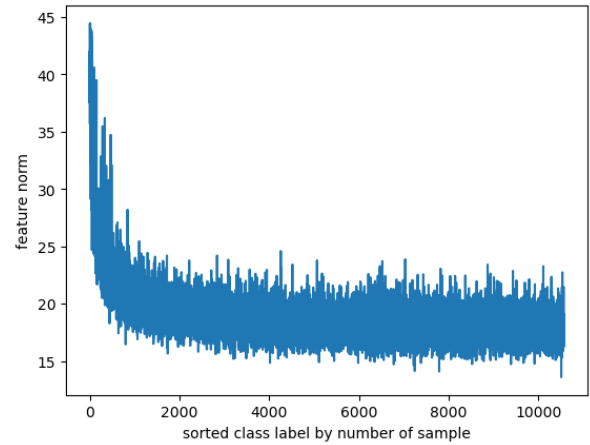
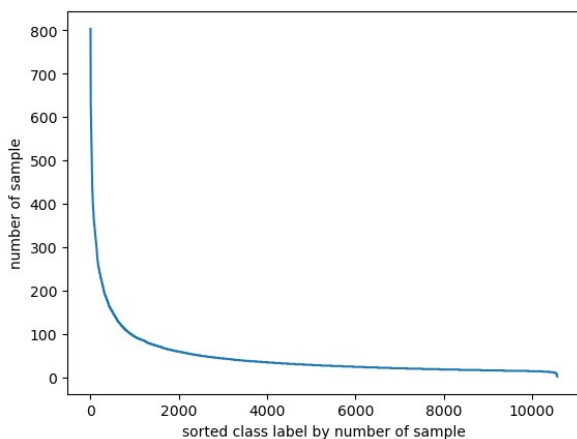


그림 2. 샘플 개수로 정렬한 클래스와 특징 정규화 값의 평균

	BRISQUE
특징 정규화	0.053
표준화한 특징 정규화	0.204

표 1. BRISQUE 계수와 특징 정규화의 상관분석 결과 (Pearson 상관계수)

위의 관찰을 바탕으로, 표 1에서는, 기존 특징 정규화 값과 이미지 품질을 측정하는 BRISQUE 계수와 비교한 결과이다. 특징 정규화 값과 BRISQUE의 상관계수는, 기존 얼굴인식 연구의 주장과 다르게 0.053으로, 두 변수의 연관성을 확인하기 힘들었다. 이와 반대로, 데이터의 롱 테일 분포가 특징 정규화 값에 영향을 미친다고 가정하고, 클래스별로 특징 정규화 값의 평균과 표준편차로 표준화하여 BRISQUE 계수와 상관분석을 한 결과, 0.204로, 특징 정규화 값만을 사용하는 것보다 높은 상관 계수를 보여주었다.

5. 결론

본 논문에서는 특징 정규화 값을 얼굴인식 데이터 셋의 특징인 롱 테일 분포의 영향을 줄여 이미지 품질에 대응되게 하는 방법을 제안한다. 추후 연구에서는 이를 고려하여 얼굴인식 모델을 학습하여, 품질이 낮은 데이터셋에의 성능을 볼 수

있을 것이다.

Acknowledgement

"본 연구는 과학기술정보통신부 및
정보통신기획평가원의 대학 ICT
연구센터육성지원사업의 연구결과로 수행되었음"
(IITP-2022-2018-0-01431)

참 고 문 헌

- [1] Meng, Q., Zhao, S., Huang, Z., & Zhou, F. Magface: A universal representation for face recognition and quality assessment. In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (pp. 14225-14234), 2021
- [2] Kim, M., Jain, A. K., & Liu, X. Adaface: Quality adaptive margin for face recognition. In Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (pp. 18750-18759), 2022
- [3] Terhörst, P., Ihlefeld, M., Huber, M., Damer, N., Kirchbuchner, F., Raja, K., & Kuijper, A. Qmagface: Simple and accurate quality-aware face recognition. In Proceedings of the IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision (pp. 3484-3494), 2023
- [4] Yu, Y., Shin, S., Lee, S., Jun, C., & Lee, K. Block Selection Method for Using Feature Norm in Out-of-distribution Detection. arXiv preprint arXiv:2212.02295. 2022
- [5] Vaze, S., Han, K., Vedaldi, A., & Zisserman, A. . Open-set recognition: A good closed-set classifier is all you need. arXiv preprint arXiv:2110.06207. 2021
- [6] Mittal, A., Moorthy, A. K., & Bovik, A. C. No-reference image quality assessment in the spatial domain. IEEE Transactions on image processing, 21(12), 4695-4708. 2012.