

# **Consistent Instance False Positive Improves Fairness in Face Recognition's Related Work SUMMARY**

Xu, X., Huang, Y., Shen, P., Li, S., Li, J., Huang, F., Li, Y., and Cui, Z.,  
Consistent Instance False Positive Improves Fairness in Face  
Recognition, Proc. of CVPR 2021, pp. 578-586.

# 목차

---

1. Vggface2: A dataset for recognising faces across pose and age
2. Arcface: Additive angular margin loss for deep face recognition
3. Demographic bias in biometrics: A survey on an emerging challenge
4. Jointly debiasing face recognition and demographic attribute estimation
5. Mitigating face recognition bias via group adaptive classifier
6. Ms-Celeb-1M: A dataset and benchmark for large-scale face recognition
7. Deep residual learning for image recognition
8. Curricularface: adaptive curriculum learning loss for deep face recognition
9. Demogpairs: Quantifying the impact of demographic imbalance in deep face recognition
10. Sphereface: Deep hypersphere embedding for face recognition
11. Diversity in faces
12. Face recognition vendor test (FRVT) performance of automated gender classification algorithms
13. Iban Desmaison, Luca Antiga, and Adam Lerer. Automatic differentiation in PyTorch. In Adv. Neural Inform. Process. Syst. Worksh., 2017. 6

# 목차

---

- 14. Face recognition: too bias, or not too bias?
- 15. Fairface challenge at eccv 2020: Analyzing bias in face recognition
- 16. Face recognition algorithm bias: Performance differences on images of children and adults
- 17. Cosface: Large margin cosine loss for deep face recognition
- 18. Mitigating bias in face recognition using skewness-aware reinforcement learning
- 19. Racial faces in the wild: Reducing racial bias by information maximization adaptation network
- 20. Mis-classified vector guided softmax loss for face recognition
- 21. Learning face representation from scratch
- 22. Exploring racial bias within face recognition via per-subject adversarially-enabled data augmentation.
- 23. Joint face detection and alignment using multitask cascaded convolutional networks

# 목차

---

- 14. Face recognition: too bias, or not too bias?
- 15. Fairface challenge at eccv 2020: Analyzing bias in face recognition
- 16. Face recognition algorithm bias: Performance differences on images of children and adults
- 17. Cosface: Large margin cosine loss for deep face recognition
- 18. Mitigating bias in face recognition using skewness-aware reinforcement learning
- 19. Racial faces in the wild: Reducing racial bias by information maximization adaptation network
- 20. Mis-classified vector guided softmax loss for face recognition
- 21. Learning face representation from scratch
- 22. Exploring racial bias within face recognition via per-subject adversarially-enabled data augmentation
- 23. Joint face detection and alignment using multitask cascaded convolutional networks

# [18] Mitigating bias in face recognition using skewness-aware reinforcement learning

제목	Mitigating bias in face recognition using skewness-aware reinforcement learning → skewness(비대칭성, 값이 어디에 치우쳐져 있는지)-aware 강화 학습을 사용하여 얼굴 인식에서의 편향 완화
해결하고자 하는 문제	인종 편향으로 인해 인식 시스템의 공정성 저하
해결 방법	1. Reinforcement Learning Race balance Network(RL-RBN) - Markov 결정 프로세스 공식화: 백인이 아닌 인종에 대한 최적의 마진 찾기 - Deep Q-learning 사용: 적절한 마진 선택 - 인종별 분산 왜곡 감소 2. BUPT-Globalface, BUPT-Balancedface dataset 생성 및 제공
기여	1. 인종 편향 감소를 위한 dataset 생성 2. Adaptive margin을 학습하기 위한 RL-RBN 제안 3. 균형 잡힌 training과 편향되지 않은 알고리즘 결합을 통해 다양한 인종에서 가장 공정한 성능을 얻음

#reinforcement learning

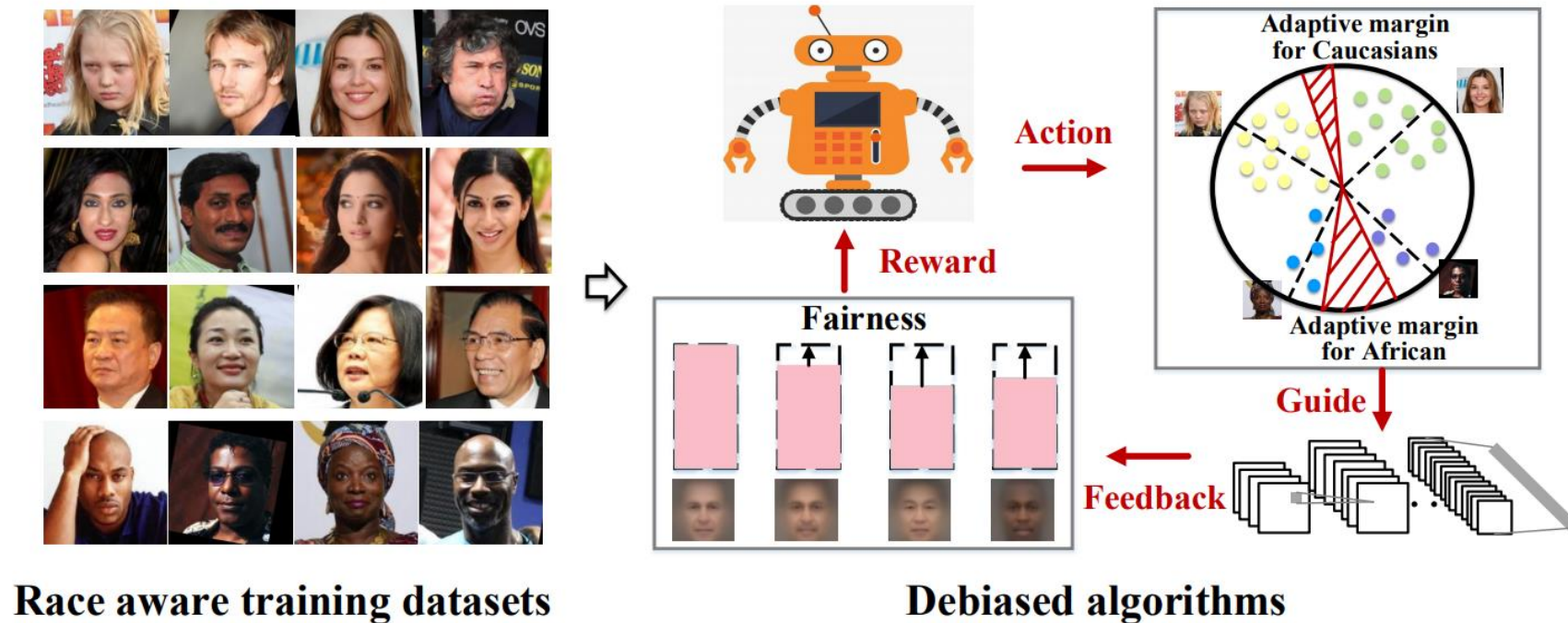
#face recognition

#fairness

#bias

Mei Wang and Weihong Deng. Mitigating bias in face recognition using skewness-aware reinforcement learning. In [IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recog.](#), pages 9322–9331, 2020.

# [18] Mitigating bias in face recognition using skewness-aware reinforcement learning



1. agent가 action을 취해 margin 결정
2. 결정 margin을 기반으로 Guide
3. Feedback
4. Reward

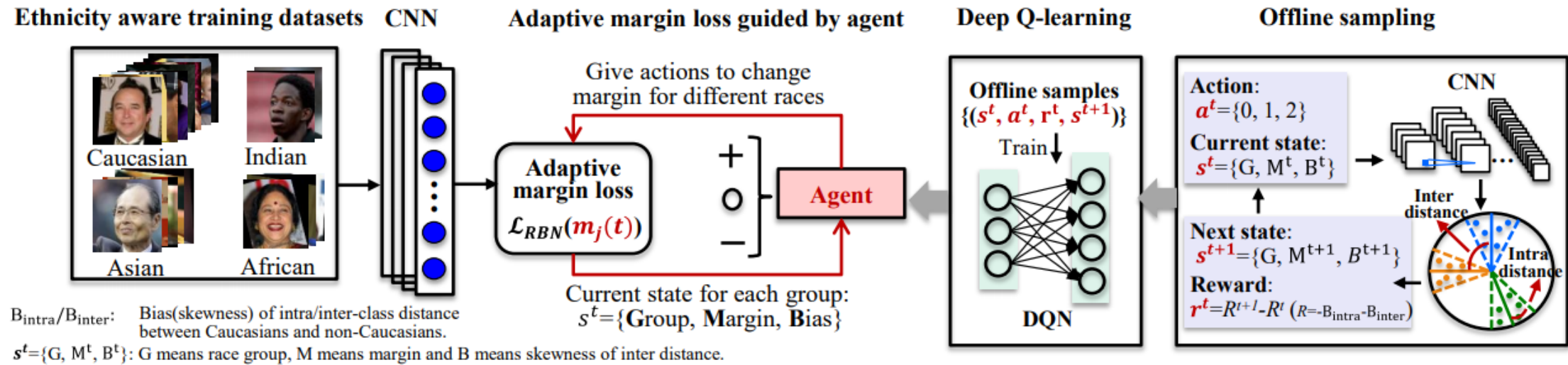
#reinforcement learning

#face recognition

#fairness

#bias

# [18] Mitigating bias in face recognition using skewness-aware reinforcement learning



- Deep Q-learning: Inter/intra class 내 거리 skewness에 의해 보상 결정
  - 보상에 따라 agent에서 adaptive margin 정책 생성
- Adaptive margin: 백인 - 고정 margin, 유색 인종 - adaptive margin 사용하여 race balanced network 훈련

#reinforcement learning

#face recognition

#fairness

#bias

# [19] Racial faces in the wild: Reducing racial bias by information maximization adaptation network

제목	Racial faces in the wild: Reducing racial bias by information maximization adaptation network → 야생에서의 인종 얼굴: 정보 극대화 적응 network를 통한 인종 편향 줄이기
해결하고자 하는 문제	생체 인식에서 발생하는 인종 편향 문제
해결 방법	1. RFW(Racial Faces in-the-wild) dataset 제공 2. Information maximization adaptation network(IMAN) 제안 <ul style="list-style-type: none"><li>- 도메인 수준에서 전역 분포와 일치(인종 편향 완화)</li><li>- 클러스터 수준에서 차별적인 대상 표현 학습</li><li>- 새로운 mutual information loss 도입</li></ul>
기여	1. 새로운 RFW dataset 생성 2. IMAN 솔루션 도입

#face recognition

#dataset

#algorithm

#fairness

#bias

Mei Wang, Weihong Deng, Jiani Hu, Xunqiang Tao, and Yaohai Huang. Racial faces in the wild: Reducing racial bias by information maximization adaptation network. In *IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recog.*, pages 692–702, 2019.



# [19] Racial faces in the wild: Reducing racial bias by information maximization adaptation network



Figure 1. Examples and average faces of RFW database. In rows top to bottom: Caucasian, Indian, Asian, African.

#face recognition

#dataset

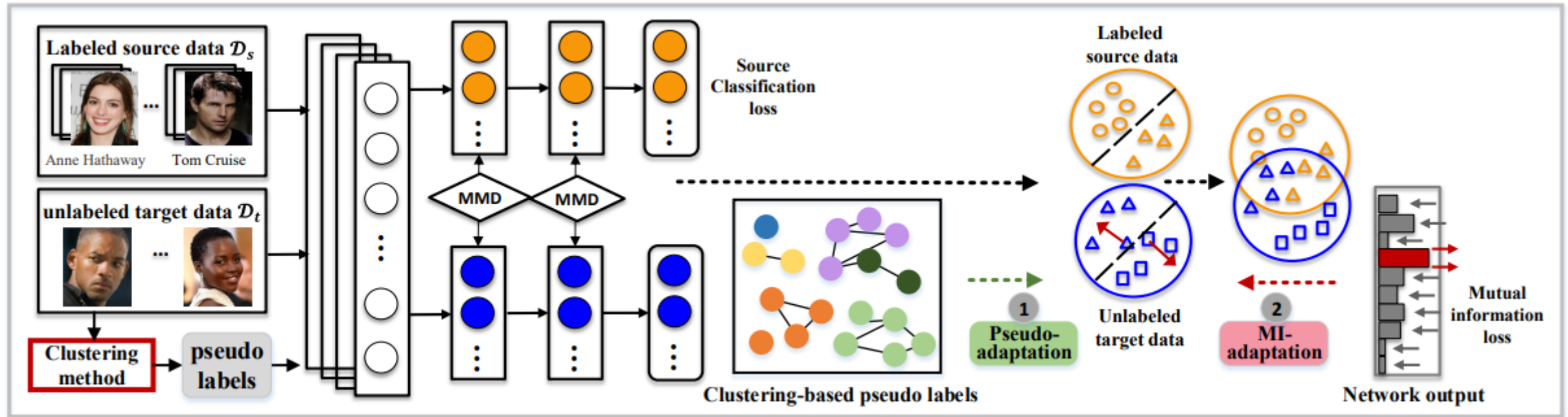
#algorithm

#fairness

#bias

Mei Wang, Weihong Deng, Jiani Hu, Xunqiang Tao, and Yaohai Huang. Racial faces in the wild: Reducing racial bias by information maximization adaptation network. In *IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recog.*, pages 692–702, 2019.

# [19] Racial faces in the wild: Reducing racial bias by information maximization adaptation network



1. Pseudo-adaption: clustering 알고리즘을 통해 이미지의 레이블 지정  
- softmax loss를 통해 network 개선
2. MI-adaptation: mutual information loss로 분류기 성능 향상 및 label 정보 없이 large decision margin 학습

#face recognition

#dataset

#algorithm

#fairness

#bias

Mei Wang, Weihong Deng, Jiani Hu, Xunqiang Tao, and Yaohai Huang. Racial faces in the wild: Reducing racial bias by information maximization adaptation network. In *IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recog.*, pages 692–702, 2019.

# [22] Exploring racial bias within face recognition via per-subject adversarially-enabled data augmentation

제목	Exploring racial bias within face recognition via per-subject adversarially-enabled data augmentation. → 적대적으로 활성화된 data 증강을 통한 얼굴 인식 내 인종 편향 탐색
해결하고자 하는 문제	얼굴 인식 응용 프로그램에서의 인종 편향 발생 문제
해결 방법	image-to-image transformation 기술을 기반으로 dataset의 균형을 맞추는 data augmentation 제안 - 다양한 인종 영역에 걸쳐 균형 있는 dataset 생성 - 적대적 이미지 재합성 기술을 통한 정체성 feature 유지
기여	1. CycleGAN 기반 인종 편향 완화 적대적 image-to-image transformation 제안 2. Data augmentation 기술의 양적/질적 성능 향상

#data augmentation

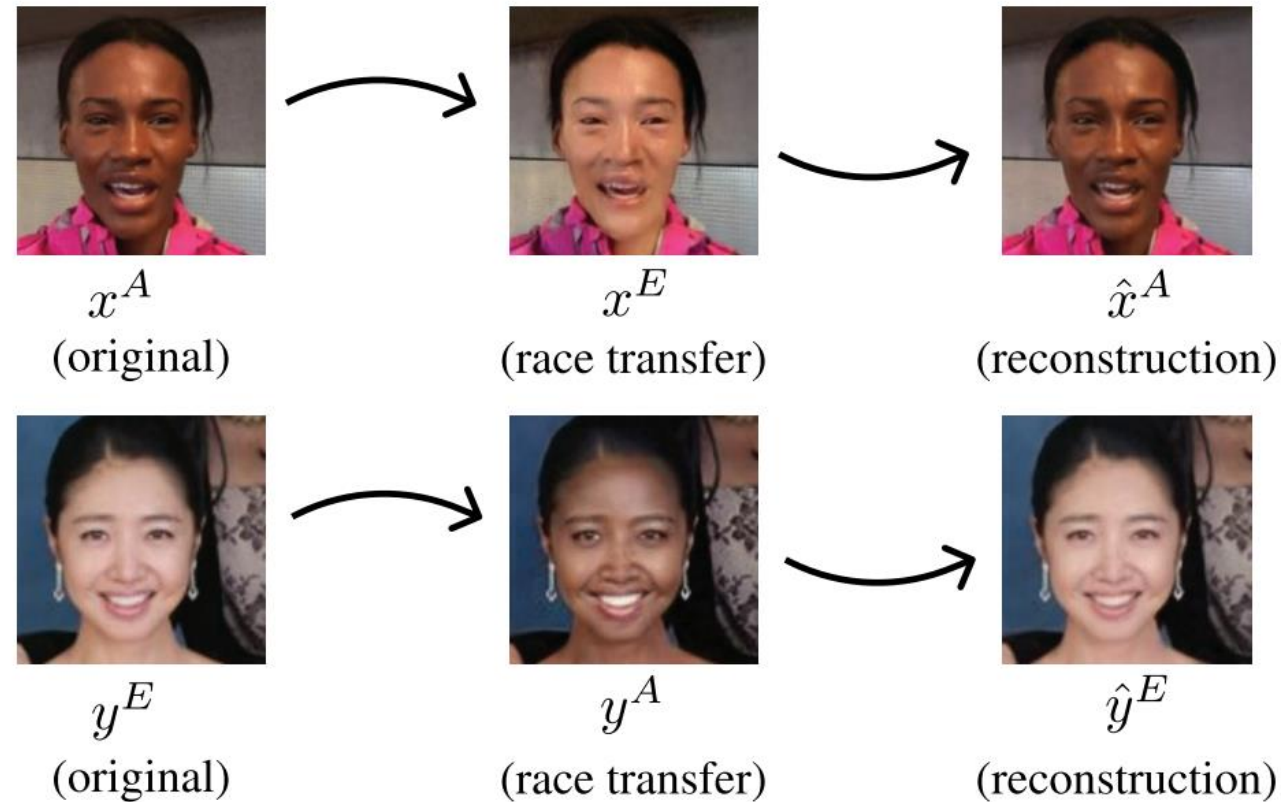
#generation

#GAN

#bias

Seyma Yucer, Samet Akcay, Noura Al-Moubayed, and Toby P Breckon. Exploring racial bias within face recognition via per-subject adversarially-enabled data augmentation. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*, pages 18–19, 2020.

# [22] Exploring racial bias within face recognition via per-subject adversarially-enabled data augmentation



#data augmentation

#generation

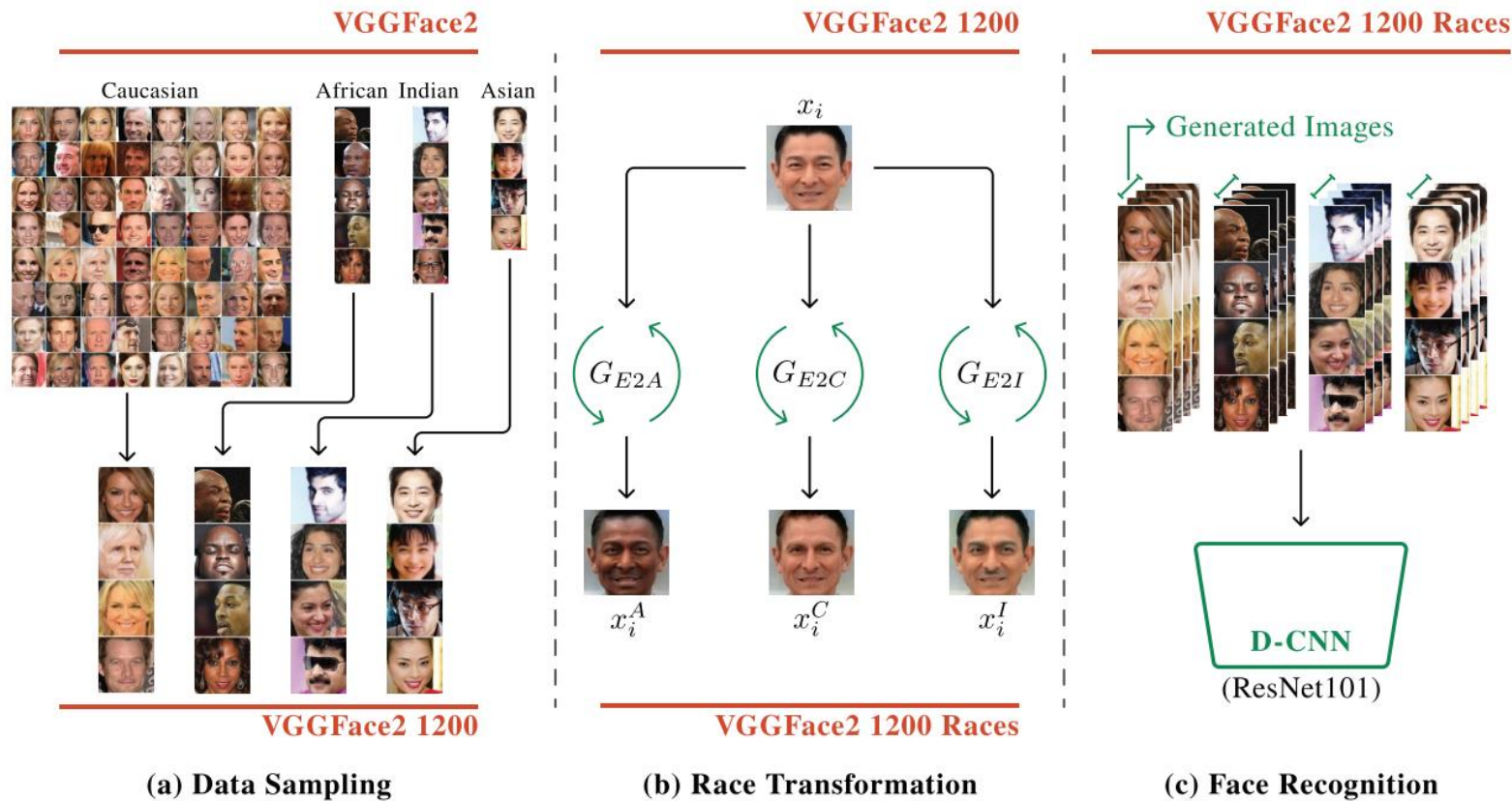
#GAN

#bias

Seyma Yucer, Samet Akcay, Noura Al-Moubayed, and Toby P Breckon. Exploring racial bias within face recognition via per-subject adversarially-enabled data augmentation. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*, pages 18–19, 2020.



# [22] Exploring racial bias within face recognition via per-subject adversarially-enabled data augmentation



- (a) Data Sampling: VGGFace2 dataset 불균형 분포 설명 및 VGGFace2(1200)로 downsampling
- (b) Race Transformation: 주어진 이미지  $x_i$ 에 대한 race domain 변환 schema
- (c) Face Recognition: 얼굴 인식 알고리즘

#data augmentation

#generation

#GAN

#bias

Seyma Yucer, Samet Akcay, Noura Al-Moubayed, and Toby P Breckon. Exploring racial bias within face recognition via per-subject adversarially-enabled data augmentation. In *Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*, pages 18–19, 2020.

# [1] VGGFace2: A dataset for recognising faces across pose and age

제목	VGGFace2: A dataset for recognising faces across pose and age → VGGFace2: 포즈와 나이에 따른 얼굴 인식을 위한 Dataset
해결하고자 하는 문제	Pose와 age에 따른 얼굴 인식의 어려움
해결 방법	VGGFace2 구성: 9131명 유명인 이미지 3.31 M(331만 장) + 유명인에 대한 이미지 수: 80/362.6/843(최소/평균/최대) + 성별 균형 + pose: 정면, ¾, 옆모습 + age: 34세 미만(Young으로 간주), 34세 이상(성인으로 간주)
기여	1. 많은 사람의 ID와 해당 ID에 대해 많은 이미지 수집 2. 다양한 포즈, 연령 및 민족성 포함 3. Label noise 최소화

#dataset

#face recognition

#pose

#age

Qiong Cao, Li Shen, Weidi Xie, Omkar M. Parkhi, and Andrew Zisserman. Vggface2: A dataset for recognising faces across pose and age. In *IEEE Int. Conf. Automatic Face and Gesture Recog.*, 2018.

# [1] VGGFace2: A dataset for recognising faces across pose and age

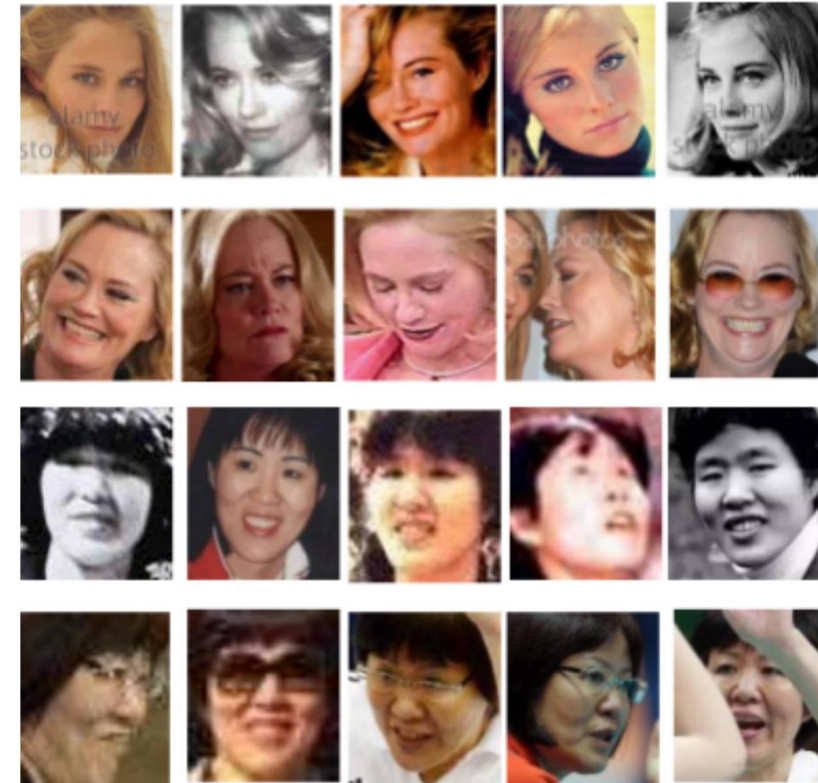


Figure 2: VGGFace2 template examples. Left: pose templates from three different viewpoints (arranged by row) – frontal, three-quarter, profile. Right: age templates for two subjects for young and mature ages (arranged by row).

#dataset

#face recognition

#pose

#age

Qiong Cao, Li Shen, Weidi Xie, Omkar M. Parkhi, and Andrew Zisserman. Vggface2: A dataset for recognising faces across pose and age. In *IEEE Int. Conf. Automatic Face and Gesture Recog.*, 2018.

# [2] Arcface: Additive angular margin loss for deep face recognition

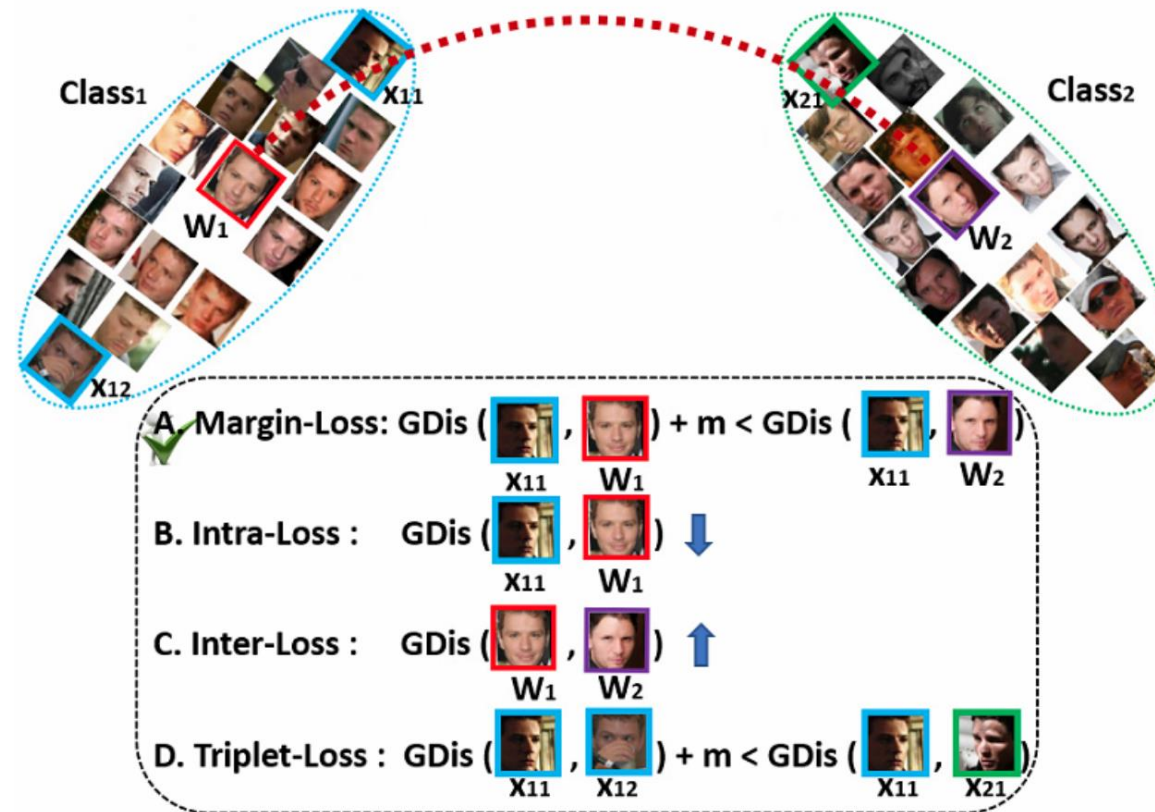
제목	Arcface: Additive angular margin loss for deep face recognition → deep face recognition을 위한 추가적인 각도 margin loss
해결하고자 하는 문제	대규모 얼굴 인식을 위해 DCNN(Deep Convolutional Neural Networks)을 사용하는 만큼 적절한 손실함수의 설계 필요
해결 방법	Additive angular margin loss(ArcFace) 제안 → class 내 압축성과 class 간 불일치 향상
기여	1. 얼굴 인식 모델의 판별력 향상 2. 훈련과정 안정화 3. 안정적인 성능을 얻기 위해 다른 손실 함수와 결합 필요 X

#face recognition

#margin loss



# [2] Arcface: Additive angular margin loss for deep face recognition



#face recognition

#margin loss

# [3] Demographic bias in biometrics: A survey on an emerging challenge

제목	Demographic bias in biometrics: A survey on an emerging challenge → biometric의 인구 통계학적 편향: 새로운 challenge에 대한 survey
해결하고자 하는 문제	얼굴 인식 알고리즘은 종종 "인종차별적", "편향적 " 으로 분류하는 문제
해결 방법	생체 인식 관점에서 알고리즘 편향에 대한 조사 및 기존 연구 관련 survey
기여	1. 생체 인식 관점에서 알고리즘 편향에 대한 개요 2. 생체 인식 편향 추정 및 완화에 대한 기존 연구 조사 3. 관련 기술 및 사회적 문제 4. 기술 및 사회적 관점에서 과제 및 향후 작업 항목
요약	1. 인구 통계학적 요인은 생체 인식 알고리즘에 큰 영향을 미치며 현재 편향 존재 2. 많은 연구에서 여성과 어린 피험자의 생체 인식 성능이 낮을 뿐만 아니라 속성 분류 시, 피부가 어두운 여성의 분류 정확도가 낮음 3. 대규모 dataset을 통해 실험 수행 필요 4. 알고리즘 공정성 → 아직 탐구되지 않은 영역이자 법적 조항 도입 필요성 언급

#biometric

# bias

#bias estimation

#bias mitigation

#demographics

#fairness

# [4] Jointly debiasing face recognition and demographic attribute estimation

제목	Jointly debiasing face recognition and demographic attribute estimation → 얼굴 인식 및 인구 통계학적 속성 추정의 공동 편향 제거
해결하고자 하는 문제	특정 인구통계학적 그룹에서 얼굴 인식 및 인구 통계 속성 추정 알고리즘에서 편향 발생
해결 방법	De-biasing adversarial network(DebFace) 제안 - identity classifier 1개 + demographic classifiers 3개(gender, age, and race) - 신원과 인구통계학적 속성을 구별하도록 훈련 - Feature 간 상관관계 최소화 → 편향 ↓
기여	1. 성별, 연령 및 인종의 세 가지 인구통계에 대한 딥러닝 기반 얼굴 인식 성능에 대한 분석 2. 인구통계학적 집단 및 속성 추정에서 더 낮은 편향 달성 3. ID와 demogrphic을 결합하면 편향된 데이터 세트에서 얼굴 인식을 위한 더 구별되는 feature 생성

#bias

#feature disentanglement

#face recognition

#fairness

# [4] Jointly debiasing face recognition and demographic attribute estimation

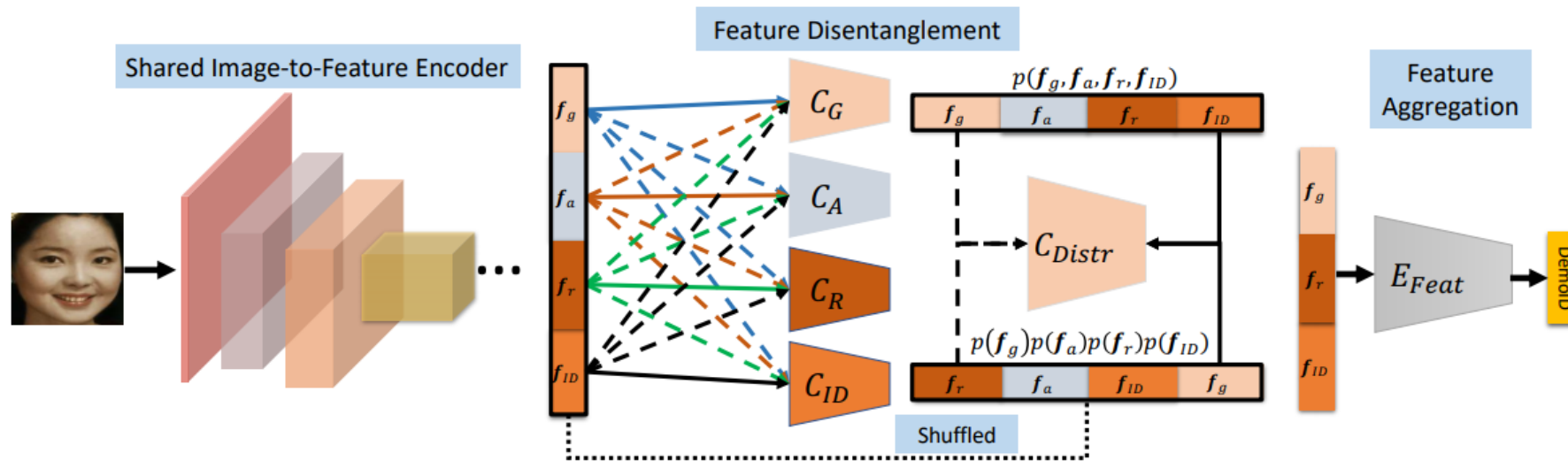


Fig. 2: Overview of the proposed De-biasing face (DebFace) network. DebFace is composed of three major blocks, *i.e.*, a shared feature encoding block, a feature disentanglement block, and a feature aggregation block. The solid arrows represent the forward inference, and the dashed arrows stand for adversarial training. During inference, either DebFace-ID (*i.e.*,  $\mathbf{f}_{ID}$ ) or DemoID can be used for face matching given the desired trade-off between biasness and accuracy.

#bias

#feature disentanglement

#face recognition

#fairness

# [5] Mitigating face recognition bias via group adaptive classifier

제목	Mitigating face recognition bias via group adaptive classifier → group adaptive classifier를 통한 얼굴 인식 편향 완화
해결하고자 하는 문제	얼굴 인식의 편향 문제 (특정 인구통계학적 그룹의 피험자가 다른 그룹보다 더 잘 인식될 수 있음)
해결 방법	Group adaptive classifier 제안 - 인구통계학적 속성을 기반 - 얼굴에 adaptive convolution kernel과 attention mechanism 사용 - adaptive convolution kernel(인구통계학적 그룹에 대한 kernel)과 attention map으로 구성 → 식별을 위해 얼굴의 서로 다른 영역 활성화
기여	1. Adaptive convolution 및 attention techniques을 사용하여 인구통계학적 편향 감소 2. 동적 커널과 attention map을 사용할 layer 자동 결정하는 새로운 adaptation mechanism 3. SOTA 성능 달성

# bias

#bias mitigation

#demographics

#face recognition

Sixue Gong, Xiaoming Liu, and Anil K Jain. Mitigating face recognition bias via group adaptive classifier. arXiv preprint arXiv:2006.07576, 2020.

# [6] Ms-Celeb-1M: A dataset and benchmark for large-scale face recognition

제목	Ms-Celeb-1M: A dataset and benchmark for large-scale face recognition → Ms-Celeb-1M: 대규모 얼굴 인식을 위한 dataset 및 benchmark
해결하고자 하는 문제	얼굴 이미지 인식을 위한 데이터 세트 수집 및 벤치마크 작업
해결 방법	<ul style="list-style-type: none"><li>- 웹에서 수집된 개인의 모든 얼굴을 훈련 데이터로 사용</li><li>- 얼굴 이미지에서 100만 명 유명인을 인식하는 벤치마크 작업 제안</li></ul>
기여	<ol style="list-style-type: none"><li>1. 얼굴 이미지에서 100만 명의 유명인을 인식하는 벤치마크 작업 설계 → 컴퓨터비전 분류 문제로 이어질 수 있음</li><li>2. Dataset 제공<ol style="list-style-type: none"><li>2.1. 수동으로 label이 지정된 dataset</li><li>2.2. entity key가 있는 freebase에서 유명인 스냅샷</li><li>2.3 얼굴 영역만 잘리고 정렬된 대규모 훈련 dataset</li></ol></li></ol>

#celebrity recognition

#large scale

#benchmark

#face recognition

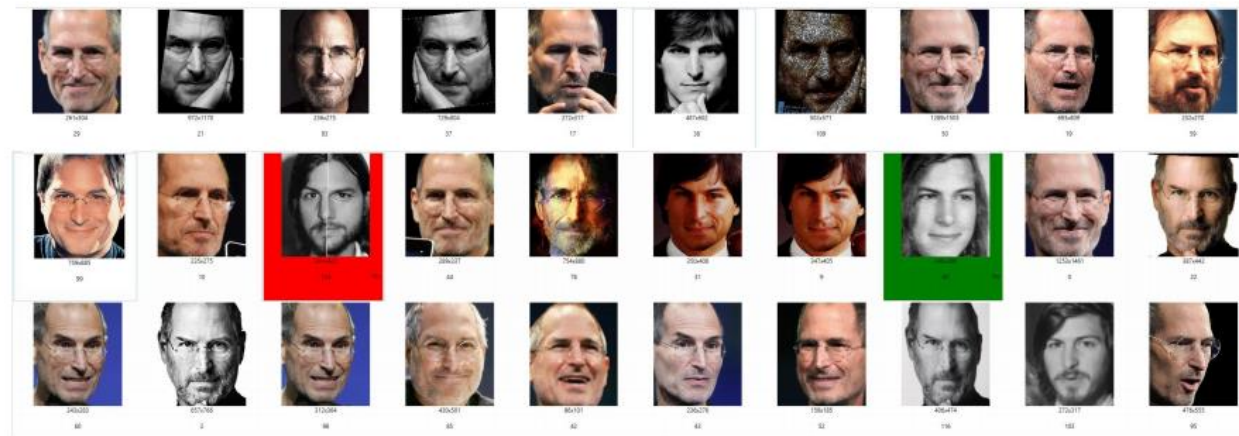
Y. Guo, L. Zhang, Y. Hu, X. He, and J. Gao. Ms-Celeb-1M: A dataset and benchmark for large-scale face recognition. In *Eur. Conf. Comput. Vis.*, 2016.



# [6] Ms-Celeb-1M: A dataset and benchmark for large-scale face recognition



(a) Original Image



(b) Aligned Face Image

#celebrity recognition

#large scale

#benchmark

#face recognition

Y. Guo, L. Zhang, Y. Hu, X. He, and J. Gao. Ms-Celeb-1M: A dataset and benchmark for large-scale face recognition. In *Eur. Conf. Comput. Vis.*, 2016.

# [7] Deep residual learning for image recognition

제목	Deep residual learning for image recognition → Image recognition을 위한 deep residual learning
해결하고자 하는 문제	심층 신경망 훈련의 어려움 → 깊은 network 훈련을 용이하게 할 필요가 있음
해결 방법	Deep residual learning framework 제시 - Residual block을 사용하여 이전 layer의 정보를 다음 layer로 전달
기여	1. ILSVRC 2015 분류 작업에서 1위 2. CIFAR-10 분석 3. COCO object detection dataset에서 상대적으로 28% 개선

**#deep neural network**

**#residual block**

**#image recognition**

Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, and Jian Sun. Deep residual learning for image recognition. In Proceedings of the [IEEE conference on computer vision and pattern recognition](#), pages 770–778, 2016.



# [8] Curricularface: adaptive curriculum learning loss for deep face recognition

가려지거나 조명으로 인해 인식이 어려운 sample로 훈련하면 정확도에 영향을 줌  
추측: John이라는 사람을 인식할 때 “안경 쓴 John” 인식

제목	Curricularface: adaptive curriculum learning loss for deep face recognition → Curricularface: 깊은 얼굴 인식을 위한 adaptive curriculum 학습 손실
해결하고자 하는 문제	Margin based loss function, Mining based loss function을 통해 유망한 결과를 얻었으나 전체 훈련 과정에서 <b>hard sample</b> 이 사용되면 안 된다는 중요성을 언급하지 않음
해결 방법	CurricularFace(adaptive curriculum learning loss) 제안 <ul style="list-style-type: none"><li>- 쉬운 샘플을 먼저 강조한 후 나중에 어려운 샘플을 자동으로 강조</li><li>- 여러 훈련 단계에서 easy/hard 샘플의 상대적 중요성을 적응적으로 조정</li><li>- 각 단계에서 서로 다른 샘플의 난이도 → 상대적 중요도로 할당</li></ul>
기여	<ol style="list-style-type: none"><li>1. 자동으로 쉬운 샘플과 어려운 샘플의 중요도를 조정하는 새로운 adaptive curriculum learning for face recognition 제안</li><li>2. 새로운 modulation coefficient function <math>l()</math> 제안 (양수, 음수 cosine 유사성을 동시에 연결)</li><li>3. SOTA 기술보다 우수</li></ol>

# face recognition

#loss

# [8] Curricularface: adaptive curriculum learning loss for deep face recognition

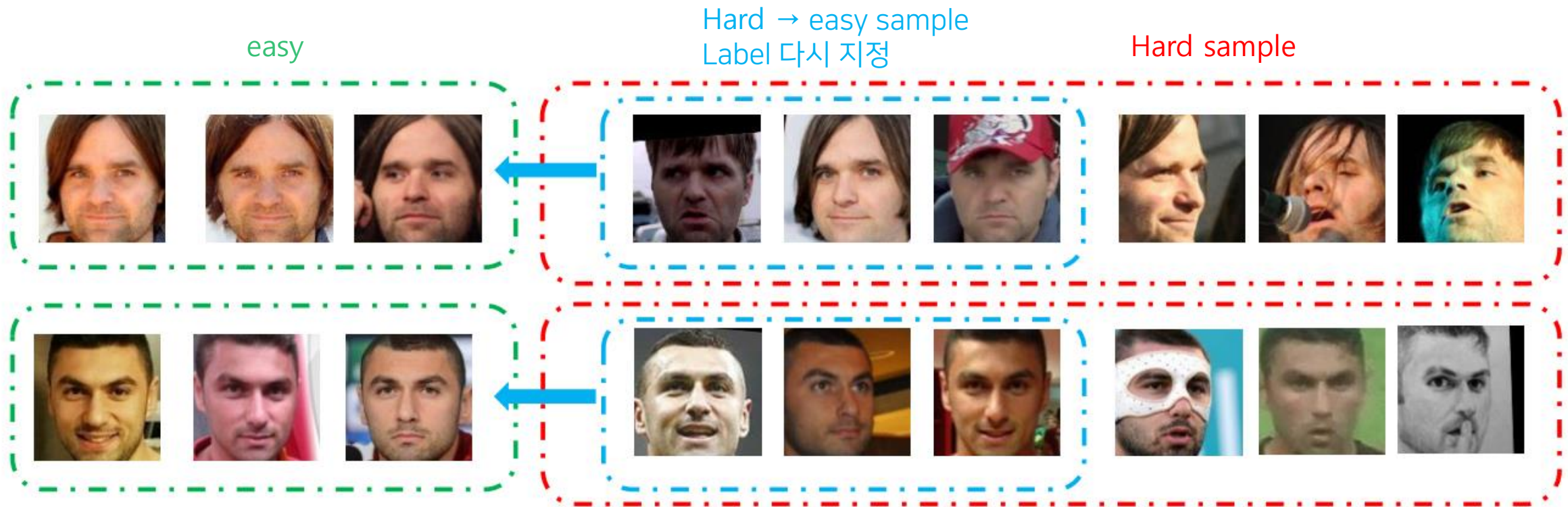


Figure 7. **Easy and hard examples from two subjects classified by our CurricularFace on early and later training stage, respectively.** Green box indicates easy samples. Red box indicates hard samples. Blue box means samples are classified as hard in early stage but re-labeled as easy in later stage, which indicates samples' transformation from hard to easy during the training procedure.

# face recognition

#loss

Yuge Huang, Yuhan Wang, Ying Tai, Xiaoming Liu, Pengcheng Shen, Shaoxin Li, Jilin Li, and Feiyue Huang. Curricularface: adaptive curriculum learning loss for deep face recognition. In *IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recog.*, pages 5901–5910, 2020.

# [9] Demogpairs: Quantifying the impact of demographic imbalance in deep face recognition

제목	Demogpairs: Quantifying the impact of demographic imbalance in deep face recognition → deep face recognition에서 인구 통계학적 불균형의 영향 정량화
해결하고자 하는 문제	얼굴 인식 모델의 인종 및 성별에 대한 편향
해결 방법	<ul style="list-style-type: none"><li>- Identity, 성별 및 민족성 측면에서 대중적인 얼굴 dataset의 인구 통계학적 불균형을 수량화</li><li>- DemogPairs 발표<ul style="list-style-type: none"><li>- 10.8K 얼굴 이미지와 5830만 신원 확인 pair가 포함된 dataset</li><li>- 아시아인, 흑인 및 백인의 여성과 남성이 균형적으로 배포</li></ul></li></ul>
기여	<ol style="list-style-type: none"><li>1. 최신 얼굴 dataset에 대한 심층 인구 통계학적 분석을 수행하여 성별 및 민족 측면에서 불균형 수량화</li><li>2. 인구통계학적 균형 검증 세트인 DemogPairs 출시</li></ol>

#face recognition

#dataset

#balance

Isabelle Hupont and Carles Fernandez. Demogpairs: Quantifying the impact of demographic imbalance in deep face recognition. In 2019 14th IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition (FG 2019), pages 1–7. IEEE, 2019.

# [10] Spherefacer: Deep hypersphere embedding for face recognition

3차원 이상으로 확장

제목	Spherefacer: Deep hypersphere embedding for face recognition → Spherefacer: 얼굴 인식을 위한 deep hypersphere 임베딩
해결하고자 하는 문제	Inter-class 최소 distance보다 더 작은 intra-class distance를 갖는 deep face recognition을 수행하는 알고리즘 존재X(편향X, 얼굴인식 성능 향상O)
해결 방법	Angular softmax(A-softmax) loss 제안
기여	1. 명확하고 참신한 기하학적 해석을 통해 CNN에 A-Softmax 손실 제안 2. A-Softmax loss는 최소 inter-class distance가 최대 intra-class distance보다 크도록 훈련을 진행 3. 경쟁력 있는 결과 달성

#loss

#face recognition



# [10] Spherefacer: Deep hypersphere embedding for face recognition

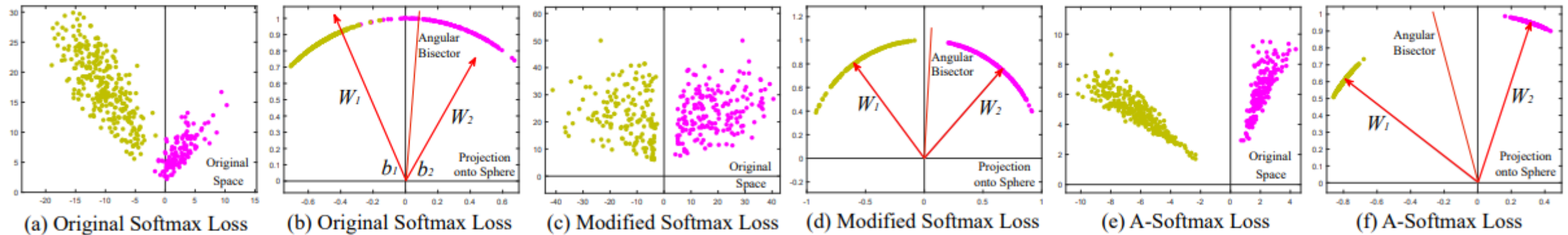


Figure 2: Comparison among softmax loss, modified softmax loss and A-Softmax loss. In this toy experiment, we construct a CNN to learn 2-D features on a subset of the CASIA face dataset. In specific, we set the output dimension of FC1 layer as 2 and visualize the learned features. Yellow dots represent the first class face features, while purple dots represent the second class face features. One can see that features learned by the original softmax loss can not be classified simply via angles, while modified softmax loss can. Our A-Softmax loss can further increase the angular margin of learned features.

#loss

#face recognition

Weiyang Liu, Yandong Wen, Zhiding Yu, Ming Li, Bhiksha Raj, and Le Song. Spherefacer: Deep hypersphere embedding for face recognition. In *IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recog.*, pages 212–220, 2017.

# [11] Diversity in faces

제목	Diversity in faces → 얼굴의 다양성
해결하고자 하는 문제	얼굴 인식 시스템은 모두에게 공정하게 작동해야 함
해결 방법	Diversity in faces(DiF) dataset - 100만개 얼굴 이미지에 대한 주석 dataset +) 주석: 고유한 얼굴 특징에 대해 사람이 해석할 수 있는 10가지 정보 제공

#face recognition

#dataset

#bias

# [11] Diversity in faces

- 10개의 주석

#	Facial Coding Scheme	Reference
1	Craniofacial Distances	L. G. Farkas, <i>Anthropometry of the Head and Face</i> , Raven Press, 1994 [2].
2	Craniofacial Areas	L. G. Farkas, et. al, "International anthropometric study of facial morphology in various ethnic groups/races," <i>J Cranio-fac Surg.</i> 2005 Jul;16(4), pp. 615-46 [3].
3	Craniofacial Ratios	N. Ramanathan, R. Chellappa, "Modeling Age Progression in Young Faces," <i>Intl. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)</i> , 2006, pp. 387-394 [4].
4	Facial Symmetry	A. C. Little, B. C. Jones, L. M. DeBruine, "Facial attractiveness: evolutionary based research," <i>Philos Trans R Soc Lond B Biol Sci.</i> 2011 Jun 12;366(1571), pp. 1638-59 [5].
5	Facial Contrast	A. Porcheron, E. Mauger, R. Russell, "Aspects of Facial Contrast Decrease with Age and Are Cues for Age Perception," <i>PLoS One</i> 8(3), Mar. 6, 2013 [6].
6	Skin Color	A. Chardon I. Cretois and C. Hourseau, "Skin colour typology and suntanning pathways," <i>Intl. Journal of Cosmetic Science</i> , Aug. 1991, 13(4), pp. 191-208 [7].
7	Age	R. Rothe, R. Timofte, L. Van Gool, "Deep Expectation of Real and Apparent Age from a Single Image Without Facial Landmarks," <i>L. Int J Comput Vis</i> (2018) 126: 144 [8].
8	Gender	Same as above
9	Subjective Annotation	Z. Liu, P. Luo, X. Wang, X. Tang, "Deep Learning Face Attributes in the Wild," <i>IEEE Intl. Conf. on Computer Vision (ICCV)</i> , 2015 [9]
10	Pose and Resolution	X. Zhu, D. Ramanan, "Face Detection, Pose Estimation, and Landmark Localization in the Wild," <i>Intl. Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)</i> , 2012 [10].

Table 1: Summary of the ten facial coding schemes used in the *DiF* data set and their references.

#face recognition

#dataset

#bias

# [12] Face recognition vendor test (FRVT) performance of automated gender classification algorithms

제목	Face recognition vendor test (FRVT) performance of automated gender classification algorithms → 자동 성별 분류 알고리즘의 얼굴 인식 벤더 테스트(FRVT) 성능
해결하고자 하는 문제	성별 분류 알고리즘 성능 테스트
해결 방법	<ul style="list-style-type: none"><li>- 대규모 운영 dataset을 사용하여 얼굴 성별 분류 알고리즘에 대한 대규모 실증적 평가 수행</li><li>- 100만 개에 가까운 이미지 활용</li></ul>
기여	<ol style="list-style-type: none"><li>1. 현재의 자동 성별 분류 기술에 대한 객관적이고 독립적이며 개방된 무료 평가 제공</li><li>2. 대규모 Dataset(약 100만 명)을 사용하여 통계적 중요성 강조</li><li>3. 나이, 민족을 포함한 다양한 요인에 대한 성별 분류 정확도를 wild한 얼굴 이미지와 비교하여 조사</li></ol>

#gender

#gender classification

#performance

#dataset



# [13] Automatic differentiation in PyTorch

제목	Automatic differentiation in PyTorch → PyTorch의 자동 미분
해결하고자 하는 문제	기계 학습 시 연산을 도와줄 환경 필요
요약	<ul style="list-style-type: none"><li>- 기계 학습 모델에 대한 신속한 연구를 도와주는 PyTorch 라이브러리에서 자동 차별화 모듈에 대한 설명</li><li>- 다양한 장치(CPU, GPU)에서 실행될 때 쉽게 접근 가능</li><li>- PyTorch 기능을 다루는 향후 문서의 특정 섹션 초안</li></ul>

#PyTorch

#library

Adam Paszke, Sam Gross, Soumith Chintala, Gregory Chanan, Edward Yang, Zachary DeVito, Zeming Lin, Alban Desmaison, Luca Antiga, and Adam Lerer. Automatic differentiation in PyTorch. In *Adv. Neural Inform. Process. Syst. Worksh.*, 2017.

# [14] Face recognition: too bias, or not too bias?

제목	Face recognition: too bias, or not too bias? → 얼굴 인식: 편향 되거나, 편향되지 않거나?
해결하고자 하는 문제	얼굴 인식 시스템의 편향 문제
해결 방법	BFW(Balanced Faces In The Wild) - 성별과 민족에 따라 균형을 이루는 8개의 인구통계학적 그룹 dataset으로 구성
기여	1. Face Recognition의 편향 연구를 위한 균형 잡힌 dataset 구축 2. Adaptive threshold를 통해 성능 균형 유지

#dataset

#face recognition

Joseph P Robinson, Gennady Livitz, Yann Henon, Can Qin, Yun Fu, and Samson Timoner. Face recognition: too bias, or not too bias? In *IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recog. Worksh.*, pages 0–1, 2020.

# [14] Face recognition: too bias, or not too bias?

## Balanced Faces in the Wild (BFW)

A Face Recognition Benchmark



#dataset

#face recognition

Joseph P Robinson, Gennady Livitz, Yann Henon, Can Qin, Yun Fu, and Samson Timoner. Face recognition: too bias, or not too bias? In *IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recog. Worksh.*, pages 0–1, 2020.

# [15] Fairface challenge at eccv 2020: Analyzing bias in face recognition

제목	Fairface challenge at eccv 2020: Analyzing bias in face recognition → eccv 2020 fairface challenge: 얼굴 인식에서 편향 분석
해결하고자 하는 문제	2020 ChaLearn Look at People Fair Face Recognition and Analysis Challenge 요약 및 최우수 솔루션, 결과 분석 제공
요약	Challenge 목적: 1:1 얼굴 인증 작업에서 성별 및 피부색의 정확성과 편견 평가 - 얼굴 전처리, data 분포의 균형, 편향 인식 손실 함수 및 앙상블 모델 사용 - 사위 10개 팀에서 어두운 피부색을 가진 여성의 경우 더 높은 FRP, 안경 및 어린 나이가 FPR을 증가시킬 가능성을 보여줌

#face verification

#face recognition

#fairness

#bias

Toma's Sixta, Julio Junior, CS Jacques, Pau Buch-Cardona, Eduard Vazquez, and Sergio Escalera. Fairface challenge at eccv 2020: Analyzing bias in face recognition. arXiv preprint arXiv:2009.07838, 2020.

# [16] Face recognition algorithm bias: Performance differences on images of children and adults

제목	Face recognition algorithm bias: Performance differences on images of children and adults → 얼굴 인식 알고리즘 편향: 어린이와 성인 이미지의 성능 차이
해결하고자 하는 문제	얼굴 인식 시 성인보다 어린이가 더 낮은 성능을 보여주며 편향이 존재하는지 조사
해결 방법	<ul style="list-style-type: none"><li>- 오픈 소스 얼굴 인식 솔루션을 사용</li><li>- 성능 평가 dataset: 연령, 포즈, 조명 및 표현에 제한 없이 공개적으로 사용 가능</li></ul>
기여	<ol style="list-style-type: none"><li>1. 기업 얼굴 인식 시스템 5개, 정부 얼굴 인식 시스템 3개로 구성된 8개의 얼굴 인식 시스템에 대한 평가 제공</li><li>2. ITWCC(In The Wild Child Celebrity)라는 어린이 얼굴 데이터 세트 확장 (알고리즘 편향 영역에서 사용되는 성별 균형 dataset)</li><li>3. 아동의 얼굴 인식을 위한 융합에 대한 예비 연구 제공</li><li>4. 어린이 대 성인이라는 연령 편향 제시</li><li>5. 어린이와 성인을 위한 유사한 얼굴 간 성능 설정</li></ol>

#face recognition

#age

#bias

#fairness

Nisha Srinivas, Karl Ricanek, Dana Michalski, David S Bolme, and Michael King. Face recognition algorithm bias: Performance differences on images of children and adults. In Proceedings of the [IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops](#), pages 0–0, 2019.

# [17] CosFace: Large Margin Cosine Loss for Deep Face Recognition

제목	Cosface: Large margin cosine loss for deep face recognition → Cosface: 깊은 얼굴 인식을 위한 large margin cosine 손실
해결하고자 하는 문제	얼굴 인식에서 deep CNN의 전통적인 softmax loss는 일반적으로 식별력 부족
해결 방법	Large Margin Cosine Loss(LMCL) 제안 - Feature와 weight vector를 재구성하여 cosine loss로 재구성 - 정규화 및 cosine decision margin 최대화 → intra-class는 최소 분산, inter-class는 최대 분산 달성

#loss

#face recognition

#performance

Hao Wang, Yitong Wang, Zheng Zhou, Xing Ji, Dihong Gong, Jingchao Zhou, Zhifeng Li, and Wei Liu. Cosface: Large margin cosine loss for deep face recognition. In *IEEE Conf. Comput. Vis. Pattern Recog.*, 2018.

# [20] Mis-classified vector guided softmax loss for face recognition

제목	Mis-classified vector guided softmax loss for face recognition → 얼굴 인식을 위한 vector 안내 softmax
해결하고자 하는 문제	Class 간의 margin이 고정되어 있어 적응적이지 못함
해결 방법	Mis-classified vector guided softmax(MV-Softmax loss) 제안 - 구별되는 얼굴 feature를 얻을 수 있음 - Feature margin + feature mining
기여	1. 다른 class 간 적응적 margin 사용 2. Feature margin + feature mining 기술의 장점 통합

#face  
recognition

#performance

#loss

Xiaobo Wang, Shifeng Zhang, Shuo Wang, Tianyu Fu, Hailin Shi, and Tao Mei. Mis-classified vector guided softmax loss for face recognition. In *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, volume 34, pages 12241–12248, 2020.

# [20] Mis-classified vector guided softmax loss for face recognition

제목	Mis-classified vector guided softmax loss → 얼굴 인식을 위한 vector
해결하고자 하는 문제	Class 간의 margin이 고정
해결 방법	Mis-classified vector guided softmax loss - 구별되는 얼굴 feature를 - Feature margin + feature mining
기여	1. 다른 class 간 적응적 margin 사용 2. Feature margin + feature mining 기술의 장점 통합

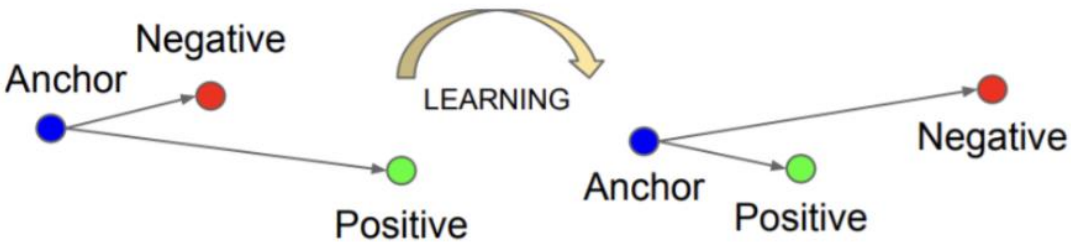


Figure 3. The **Triplet Loss** minimizes the distance between an *anchor* and a *positive*, both of which have the same identity, and maximizes the distance between the *anchor* and a *negative* of a different identity.

#face  
recognition

#performance

#loss



# [21] Learning face representation from scratch

제목	Learning face representation from scratch → scratch로부터 얼굴 표현 배우기
해결하고자 하는 문제	얼굴 인식 성능 향상 알고리즘에 반해 대규모 훈련 dataset의 부족
해결 방법	1. 인터넷에서 얼굴 이미지를 수집하는 반자동 방식 제안 2. CASIAWebFace dataset 구축 - 약 10000명, 500000개 이미지
기여	1. Dataset 생성 및 제공 2. 인터넷에서 대규모 dataset 구성하기 위한 반자동 방법 제안 3. Wild face image를 인식하기 위한 고성능 심층 CNN 훈련

#dataset

#face recognition

#performacn

#deep CNN

# [23] Joint face detection and alignment using multitask cascaded convolutional networks

제목	Joint face detection and alignment using multitask cascaded convolutional networks → multitask cascaded convolution networks를 사용한 joint face 감지 및 정렬
해결하고자 하는 문제	다양한 포즈, 조명 및 폐색으로 인한 얼굴 이미지에서 감지 및 정렬의 어려움
해결 방법	Deep cascaded convolutional networks 제안 - 3단계 deep convolution networks가 있는 cascaded 구조 채택 - 새로운 online hard sample mining 전략 제안 → 실시간 성능 유지
기여	1. Cascaded CNN 기반 framework 제안 → 실시간 성능을 위해 경량 CNN 아키텍처 설계 2. Online hard sample mining 수행 → 성능 향상 3. 얼굴 감지 및 얼굴 정렬 작업 모두 상당한 성능 향상

#face detection

#face alignment

#cascaded

#convolution

Kaipeng Zhang, Zhanpeng Zhang, Zhifeng Li, and Yu Qiao. Joint face detection and alignment using multitask cascaded convolutional networks. *IEEE Sign. Process. Letters*, 23(10):1499–1503, 2016.