

Portfolio



An Chang-Hyeon (안창현) (zzang8873@gmail.com)

Intelligent Computer Vision Software Laboratory

Department of Electronics

Yeungnam University



About Me



An Chang Hyeon

Skills

- Python
- Pytorch
- Flask
- Matlab
- WandB
- LaTeX
- Notion
- English (OPIc: IH)

1. Awards

- [Naver Paper Award](#) (Summer Annual Conference of IEIE 2022)
- Graduation Project [1st Prize](#)

2. Publications

- International
 - Four Published Journal Papers
 - [One paper](#) is published in Neurocomputing (**IF: 6.0**) (1st Author)
 - Pose Transfer
 - [One paper](#) is published in Advanced Intelligent Systems (**IF: 7.4**) (Co-First Author)
 - Semiconductor Process Prediction and Input Optimization
 - [One paper](#) is published in Sensors (**IF: 3.847**) (1st Author) - Spine Detection
 - [One paper](#) is published in Sensors (**IF: 3.847**) (3rd Author) - Text2Image Review
 - One paper is under review in Image and Vision Computing (**IF: 4.7**)
- Domestic
 - Two conference papers

3. Patents

- Domestic
 - Three patent applications

- Contents
 1. Semiconductor Process Prediction and Input Optimization
 - Collaborated with POSTECH and SK Hynix Inc.
 2. Medical Image Processing
 - Vertebral Landmark Detection on X-ray Images
 - Collaborated with Korea Institute of Oriental Medicine
 3. Medical Image Processing
 - Vertebral Landmark Detection on X-ray Images
 - Collaborated with Korea Institute of Oriental Medicine
 4. Image Generation with [Mixamo](#) and [Fashion Video](#) Dataset
 - Pose Transfer
 5. Image Generation with the dataset we created
 - Pose Transfer
 6. Image Inpainting (Mask Remover Application)
 - Take Off Your Mask !!

1. Semiconductor Process Prediction and Input Optimization

Machine Learning For Semiconductor



- 기간
 - 2022/03 ~ 2023/07
- 목적
 - 반도체 공정에는 많은 시간과 비용이 소모됨. 따라서 반도체 공정 결과를 예측하고, 최적화를 통해 원하는 공정 결과를 갖기 위한 반도체 특성을 찾기 위함.
 - Electrical Parameter Measurements (EPM) 를 갖는 반도체의 공정 결과인 Power-Delay Product (PDP)를 예측하는 신경망 개발.
 - 원하는 PDP 값을 갖는 EPM 을 최적화를 통해 산출.
 - 단일 신경망(MLP)을 활용하면 PDP 예측 시 local minimum에 빠져 최적화 시 존재할 수 없는 EPM 조합을 산출함.
 - 네트워크 앙상블을 활용해도 local minimum에 빠진 MLP들이 EPM 최적화에 큰 악영향을 줌.
 - 이를 해결하기 위해 네트워크 앙상블 후 local minimum에 빠진 MLP의 결괏값을 제거하는 trim 기법과, 제거되지 않은 값을 더 의미 있는 값으로 변환해 주는 Final Decision Model을 제안하여 해결.
- 맡은 역할
 - PDP 예측 정확도 및 optimizing 정확도를 향상하는 MLP 활용 알고리즘 제안.
 - Advanced Intelligent Systems에 논문 출판 (공동 1저자).
 - Hyeok Yun*, Chang-Hyeon An* et al., “Accurate Prediction and Reliable Parameter Optimization of Neural Network for Semiconductor Process Monitoring and Technology Development”, Advanced Intelligent Systems. (**IF: 7.4, JCR, 13.1%**). (*equal contribution)
 - DOI: [10.1002/aisy.202300089](https://doi.org/10.1002/aisy.202300089).

1. Semiconductor Process Prediction and Input Optimization

Machine Learning For Semiconductor

과정 및 결과



1. Framework

- SK Hynix 에서 제공한, 3977 EPMs of DRAM peripheral devices 수치 데이터 활용.
- N 개의 MLP를 pre-train 해 두고 fix. 그 후 N 개의 MLP 출력값을 정렬하여 중앙의 M % 값을 제외한 나머지 값을 평균하여 최종 출력으로 사용. (Trim-mean)
- N 개의 MLP를 pre-train 해 두고 fix. 그 후 N 개의 MLP 출력값을 정렬하여 중앙의 M % 값을 제외한 나머지 값을 MLP에 한 번 더 통과시킨 뒤 출력값을 평균하여 최종 출력으로 사용. (Trim-Final Decision Model-mean)

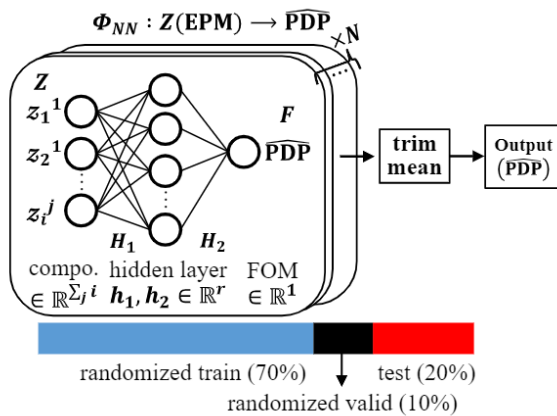


FIGURE 3: Our network structure and data ratio of training, validation, and test. Normalized PDP is estimated by trim-mean of outputs of N MLPs.

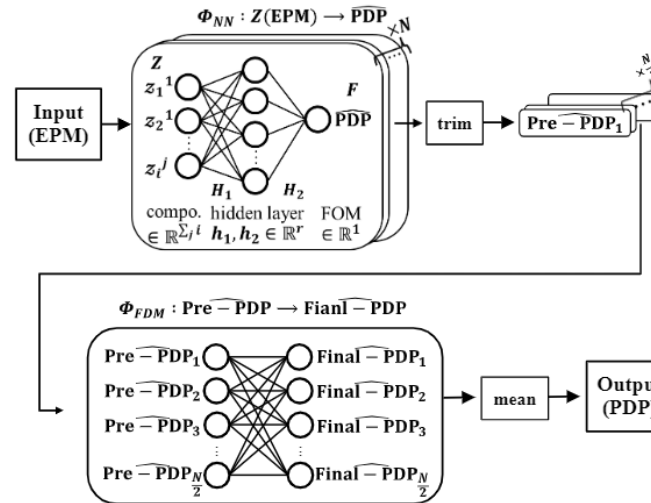


FIGURE 4: Overview of trim-FDM-mean.

2. 결과

- 제안한 methods 가 단일 MLP보다 정확한 PDP 예측 성능을 보여주었고, 신뢰도 높은 EPMs 최적화가 가능함을 증명함.

measurement \ method	Single NN (train / test)	Trim-mean (train / test)	Trim-FDM-mean (train / test)
MSE (total data)	4.648e-5 / 1.099e-4	3.991e-5 / 9.413e-5	3.992e-5 / 9.814e-5
R^2 (total data)	0.9365 / 0.8599	0.9455 / 0.8801	0.9454 / 0.8749
MSE (sparse data)	4.362e-5 / 1.304e-4	3.499e-5 / 9.646e-5	3.559e-5 / 1.072e-4
R^2 (sparse data)	0.9541 / 0.8662	0.9632 / 0.9010	0.9625 / 0.8900

TABLE 2: Comparison of prediction performance (MSE, R^2) between the single NN and our proposed methods. Here, sparse dataset represents the bottom one-third of k-NN density.

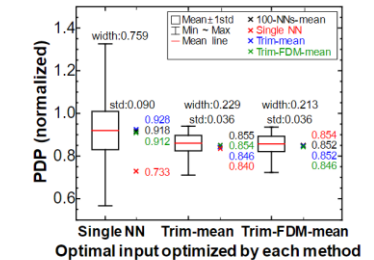


FIGURE 10: PDP values of optimal EPMs and RVs based on the optimal EPMs estimated by each method. Crosses mean the estimation of each colored method with input optimized by each method (x-coordinate). Box plots mean the average and standard deviation of 100-NN-outputs, and error bars mean the ranges of 100-NN-outputs with RV-inputs based on optimal EPM by each method (x-coordinate) for 100 times.

2. Medical Image Processing

■ Vertebral Landmark Detection on X-ray Images

- 기간
 - 2023/01 ~ Present
- 목적
 - 척추 뼈 부분을 cropping 하여 landmark detector로 landmark detection을 수행하는 2-stage 기반 기법들은, cropped 척추 영상 내에서 landmark detection을 수행하기 때문에 척추 전체에 대한 global contextual information을 활용하지 못함.
 - 또한, X-ray의 특성상 척추 대부분이 심하게 가려져 있을 때 부정확한 예측 때문에 비정상적인 outlier가 발생하기도 함.
 - 위 두 문제점을 해결하기 위해 요추 간 뼈 모양이 사각형과 유사하게 생겼다는 점을 활용해 shape similarity loss를 제안했고, landmark detection 시 global feature를 활용할 수 있는 방안을 제시. 또한 statistical model을 활용해 training dataset의 coordinate distribution을 벗어나는 outlier를 교정할 수 있는 correction module을 제시함.
- 맡은 역할
 - Network 설계 및 학습.
 - 논문 작성 (1 저자).
 - Chang-Hyeon An et al., "GLCANet: Glocal Context-Aware Lumbar Vertebral Landmark Detection Network on X-ray Image", Image and Vision Computing, under review

2. Medical Image Processing

■ Vertebral Landmark Detection on X-ray Images

• 결과

1. Framework

- [NHANES II's lumbar X-ray dataset](#), [BUU Spine Dataset](#) 활용
- Landmark detection 시 DSNT[1], shape similarity loss (SSL), global feature (GF), inversion-level skip connection (IS), 그리고 correction module을 활용해 기존 state-of-the-art method [2]보다 pixel level 그리고 추체 크기 대비 error에서 10%가량 성능을 향상함.

Table 1

Landmark detection performances with different modules. An et al. denotes the state-of-the-art lumbar vertebral landmark detection network [16], DSNT denotes differentiable spatial to numerical transform layers [19], SSL denotes shape similarity loss, GF denotes global feature, and IS denotes inversion-level skip connection. Each table presents the average distance error and (the standard deviation) of all landmarks of each vertebra. The values in the upper table represent the pixel value of the Euclidean distance between predicted landmarks and the corresponding ground truth in the original image resolution. The values in the lower table represent the percentage of the relative distance errors ([16]).

An et al.	DSNT	SSL	GF	IS	Correction	L1	L2	L3	L4	L5	S1	Average
✓						12.9856(12.2581)	10.2726(4.3833)	9.9563(4.1797)	10.6939(4.4190)	12.9161(6.7633)	21.3219(16.1635)	13.0244(10.0280)
✓	✓					12.0177(11.0086)	9.7630(4.9605)	9.2796(4.8998)	9.8900(4.7718)	12.2761(7.0445)	19.9666(17.6246)	12.1988(10.2590)
✓	✓	✓				11.9150(12.4354)	9.5245 (5.0555)	9.0933(4.4970)	9.7630(4.5939)	12.1315(6.8374)	19.9666(17.6246)	12.0657(10.4911)
✓	✓	✓	✓			11.5199(10.4562)	9.5981(4.3048)	9.1314(4.7106)	9.7922(4.4241)	11.8720 (6.3419)	19.3239(17.0692)	11.8729(9.7682)
✓	✓	✓	✓	✓		11.5117(11.2156)	9.5408(4.7709)	8.8871 (3.9203)	9.6159 (4.3672)	12.0306(6.7970)	18.8936 (15.2015)	11.7466(9.3793)
✓	✓	✓	✓	✓	✓	11.3344 (9.8750)	9.5265(4.3053)	8.9014(4.0643)	9.7065(4.4641)	11.9094(6.4735)	18.8936 (15.2015)	11.7120 (9.0627)

An et al.	DSNT	SSL	GF	IS	Correction	L1	L2	L3	L4	L5	S1	Average
✓						6.1385(5.8977)	4.7145(2.1368)	4.4771(2.2258)	4.9122(2.1481)	6.1483(3.4313)	8.8486(7.2449)	5.8732(4.5841)
✓	✓					5.6635(5.1226)	4.4882(2.4811)	4.2094(2.5339)	4.5721(2.5030)	5.8552(3.5834)	8.3210(7.8300)	5.5182(4.6648)
✓	✓	✓				5.6066(5.7797)	4.3712(2.4706)	4.1244(2.2762)	4.4856(2.2375)	5.7843(3.4727)	8.3210(7.8300)	5.4489(4.7427)
✓	✓	✓	✓			5.4380(5.1166)	4.3862(2.1279)	4.1151(2.4677)	4.5000(2.1534)	5.6809 (3.3368)	8.0754(7.5591)	5.3659(4.4745)
✓	✓	✓	✓	✓		5.4052(5.2649)	4.3524(2.3258)	3.9897(1.8688)	4.4124 (2.1111)	5.7489(3.4952)	7.9150 (7.1157)	5.3039(4.3608)
✓	✓	✓	✓	✓	✓	5.3279 (4.5948)	4.3225 (2.0324)	3.9738 (1.7899)	4.4653(2.2331)	5.6901(3.3625)	7.9150 (7.1157)	5.2824 (4.1935)

Ref:

[1] Nibali et al., Numerical Coordinate Regression with Convolutional Neural Networks, Arxiv.

[2] An et al., Part Affinity Fields and CoordConv for Detecting Landmarks of Lumbar Vertebrae and Sacrum in X-ray Images. Sensors.

3. Medical Image Processing

■ Vertebral Landmark Detection on X-ray Images

- 기간
 - 2022/01 ~ 2022/12
- 목적
 - X-ray 영상의 특성상 육안으로 원하는 뼈를 자세히 관찰하기 힘들.
 - 위 문제점을 극복하기 위해 영상 분석 전문의를 보조할 수 있는 척추 landmark detection network 개발.
 - 척추의 형태적 특성, 척추 특징점의 위치적 특성을 고려하여 정확하게 landmark를 예측할 수 있는 network 제안.
- 맡은 역할
 - Landmark detection network 개발.
 - Web demo page 개발.
 - MDPI Sensor 저널에 논문 출판 (1 저자).
 - Chang-Hyeon An et al., "Part Affinity Fields and CoordConv for Detecting Landmarks of Lumbar Vertebrae and Sacrum in X-ray Images", MDPI Sensors (IF: 3.847, JCR: 28.91%)
 - DOI: [10.3390/s22228628](https://doi.org/10.3390/s22228628).
 - 국내 특허 출원 (10-2023-0063653).

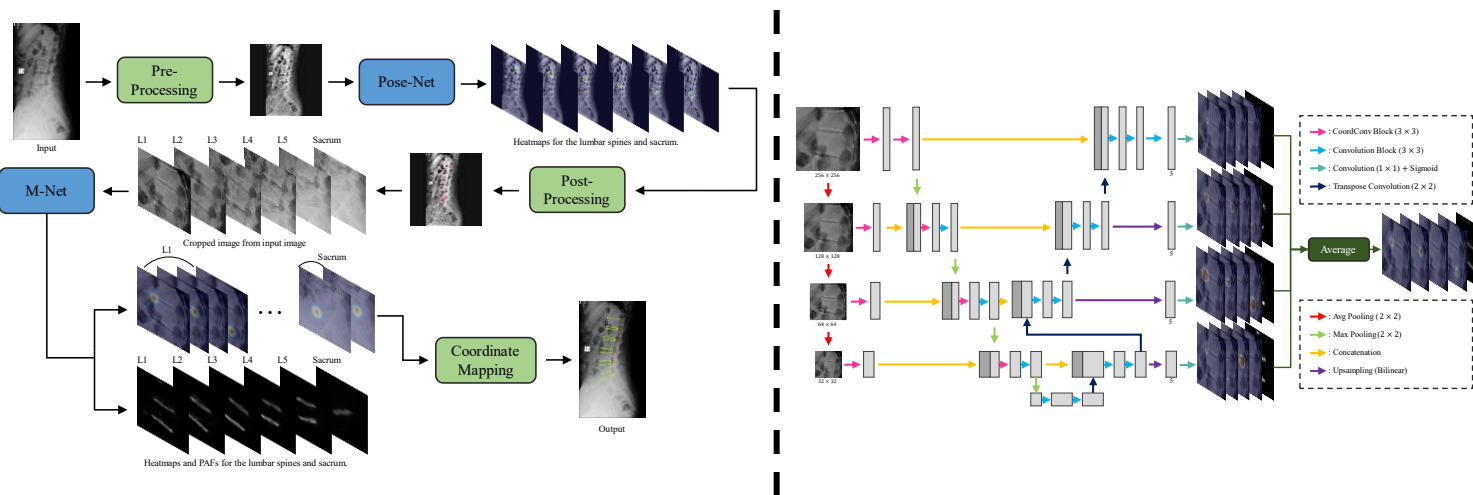
3. Medical Image Processing

■ Vertebral Landmark Detection on X-ray Images

- 과정 및 결과, [Demo](#)

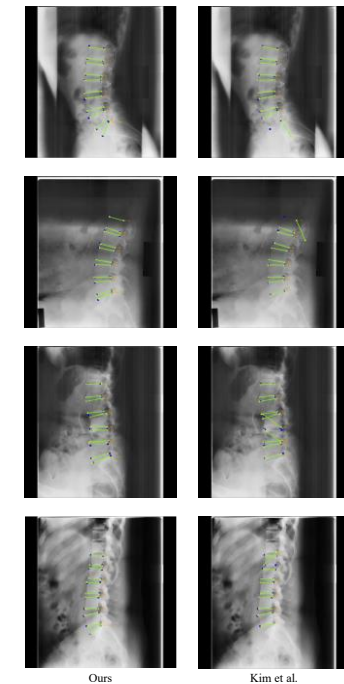
1. Framework

- [NHANES II's lumbar X-ray dataset](#), [BUU Spine Dataset](#) 활용.
- Landmark detection 시 CoordConv[1] 그리고 Part Affinity Fields[2] 를 활용해 척추 뼈의 형태적, 위치적 특성을 detection network 가 학습할 수 있도록 함.



2. Kim et al[3] 과 비교한 결과 (고화질)

- 학습한 척추 뼈의 형태적, 위치적 특성 정보를 바탕으로 뼈가 잘 보이지 않을 때도 정확히 detection 함.



Ref:

- [1] Nibali et al., An Intriguing Failing of Convolutional Neural Networks and the CoordConv Solution, Arxiv
- [2] Cao et al., Realtime Multi-Person 2D Pose Estimation using Part Affinity Fields, CVPR 2017
- [3] Kim et al., Automatic detection and segmentation of lumbar vertebra from X-ray images for compression fracture evaluation, computer methods and programs in biomedicine.

4. Image Generation with [Mixamo](#) and [Fashion Video](#) Dataset

■ Pose Transfer

- 기간
 - 2021/11 ~ 2023/07
- 목적
 - 웹툰 작가가 같은 포즈를 취한 여러 캐릭터 컷을 그릴 때 수고를 덜어주기 위함.
 - 최근 제안된 대부분의 pose transfer 기술들은 관절 keypoint가 필요로 하며, 해당 keypoint는 사람 영역 dataset 으로 pre-train 된 network를 사용함.
 - 하지만 웹툰 영역과 같은 캐릭터는 사람과 신체 비율 및 생김새가 많이 달라서 위 pre-trained network를 사용해 keypoint 추출이 힘들 (그림 1).
 - 위 문제점을 극복하기 위해 attention 및 reverse attention을 활용해 관절 keypoint 가 필요 없는 image-based pose transfer GAN network를 제안.
- 맡은 역할
 - Pose transfer model 개발.
 - Dataset 구축, [demo web page](#) 제작.
 - Neurocomputing 저널에 논문 출판 (1 저자).
 - Chang-Hyeon An and Hyun-Chul Choi, "CaPTURe: Cartoon Pose Transfer Using Reverse Attention", Neurocomputing (IF: 6.0, JCR: 27.9%),
 - DOI: [10.1016/j.neucom.2023.126619](https://doi.org/10.1016/j.neucom.2023.126619).
 - 국내 특허 출원 (10-2022-0106683).

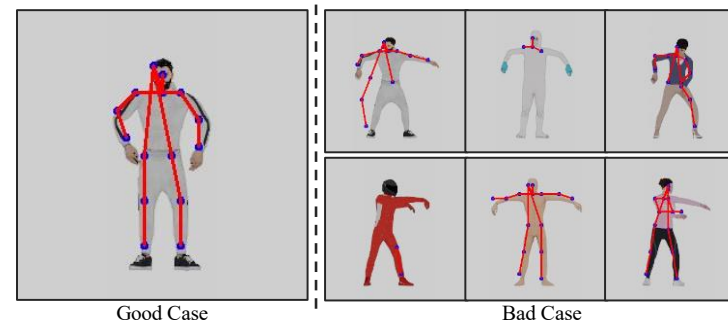


그림 1. [Open Pose](#) 를 활용해 character 의 관절 keypoint 를 estimation 한 결과

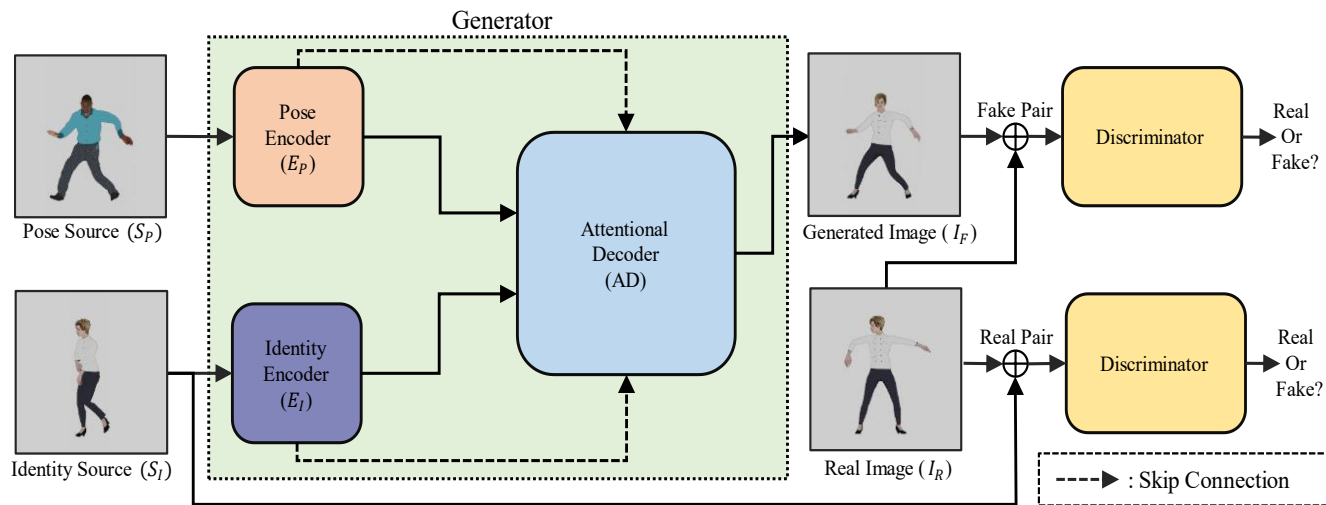
4. Image Generation with [Mixamo](#) and [Fashion Video](#) Dataset

■ Pose Transfer

- 과정 및 결과, [Project Page](#)

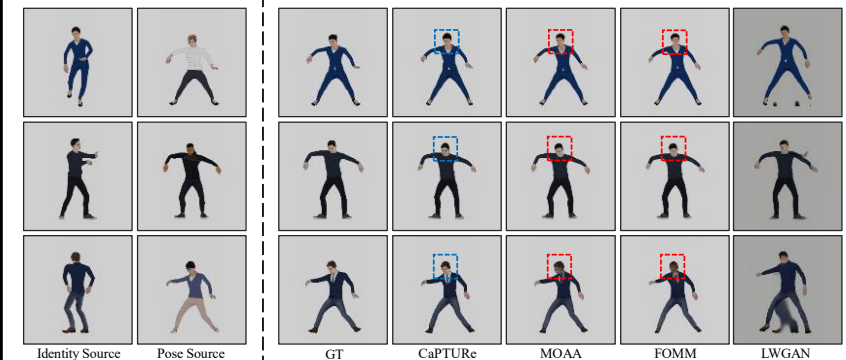
1. Pose Transfer

- Pose Encoder와 Identity Encoder에서 각각 pose feature, identity vector를 추출.
- Identity 정보는 Attention Mechanism을 활용해 필요한 정보 활용.
- Pose 정보는 Attention 을 반전시킨 Reverse Attention Mechanism을 활용해 캐릭터 몸 이외의 외곽선으로부터 texture 정보의 간섭 없이 pose 정보를 간접적으로 활용.



2. 결과 (고화질)

- 최근 SOTA 기법들보다 나은 성능을 보여줌.
- Cartoon 영역에서 pose transfer를 수행하기 위해 제안된 모델이지만, 사람 영역에서도 잘 작동됨.



Ref:
Siarohin et al., Motion Representations for Articulated Animation (MOAA) – CVPR 2021
Siarohin et al., First Order Motion Model for Image Animation (FOMM) – NeurIPS 2019
Liu et al., Liquid Warping GAN: A Unified Framework for Human Motion Imitation, Appearance Transfer and Novel View Synthesis (LWGAN) – ICCV 2019

5. Image Generation with the dataset we created

■ Pose Transfer

- 기간
 - 2021/03 ~ 2021/07
- 목적
 - 최근 제안된 대부분의 pose transfer 기술들은 타겟 pose 이미지에서 추출한 관절 keypoint가 필요로 하며, 해당 keypoint는 사람 영역 dataset 으로 pre-train 된 network를 사용함. 따라서 pose transfer를 위한 keypoint 추출을 부가적으로 수행해야 함.
 - 위 문제점을 극복하기 위해 keypoint 없이 loss function을 사용한 image-based pose transfer GAN network를 제안.
- 맡은 역할
 - Pose transfer model 개발.
 - Dataset 영상 direction 및 dataset 구축.

5. Image Generation with the dataset we created

■ Pose Transfer

- 과정 및 결과

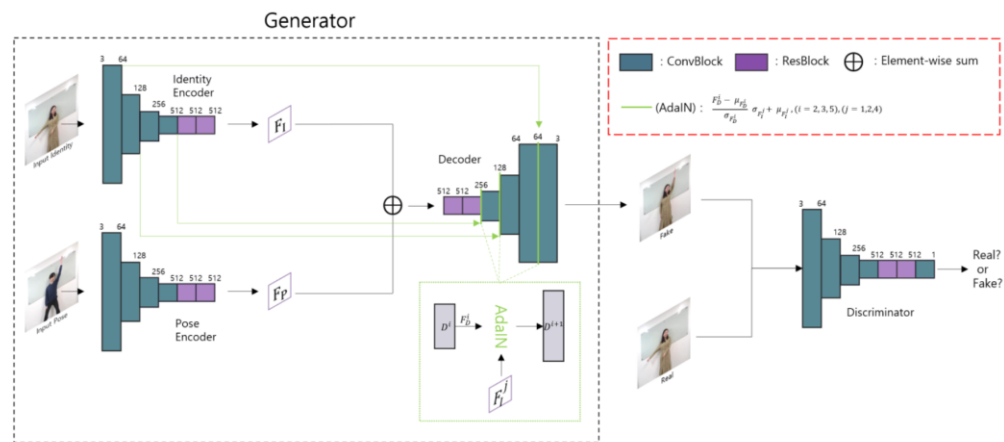
1.Dataset 구축

비슷한 포즈를 취한 4 인물의 동영상의 촬영 및 프레임별 이미지 추출.

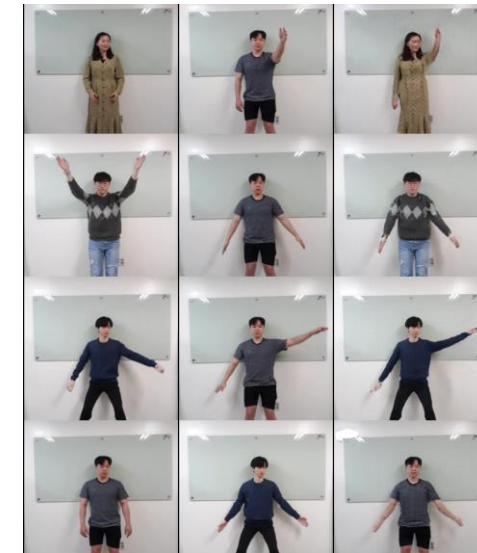


2. Pose Transfer

GAN 기반 pose transfer 네트워크 학습.



3. 결과



Identity

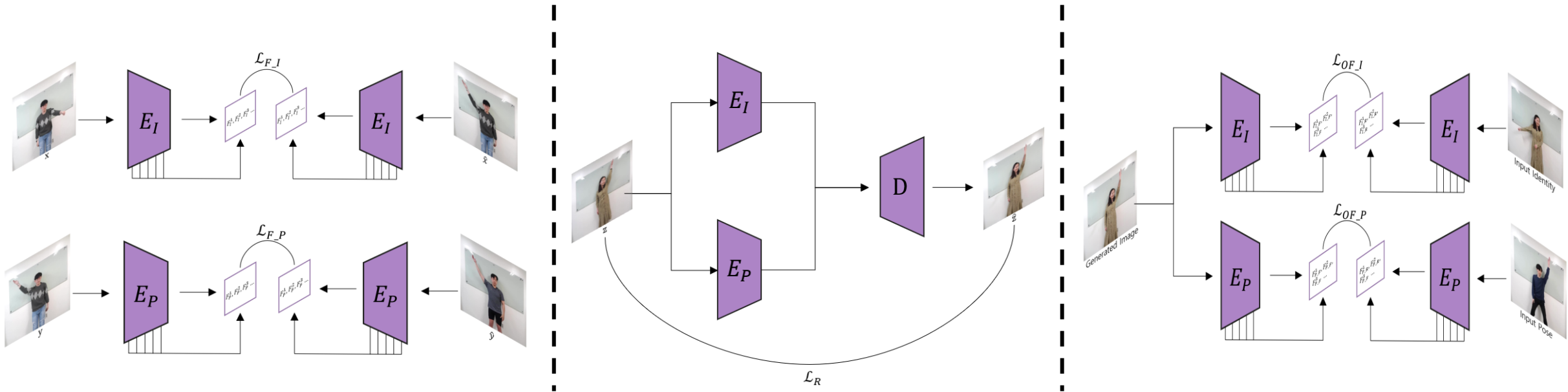
Pose

Result

5. Image Generation with the dataset we created

■ Pose Transfer

- 학습 과정 (Feature Matching Loss)



Identity 와 pose 를 추출하는
encoder 를 위한 loss term.

Reconstruction loss term
- 생성 결과 이미지 quality 향
상.

Output feature matching loss term
- Output 의 identity 가 input
identity 그리고 pose 가 input pose
와 유사하도록 강제.

6. Image Inpainting (Mask Remover Application)

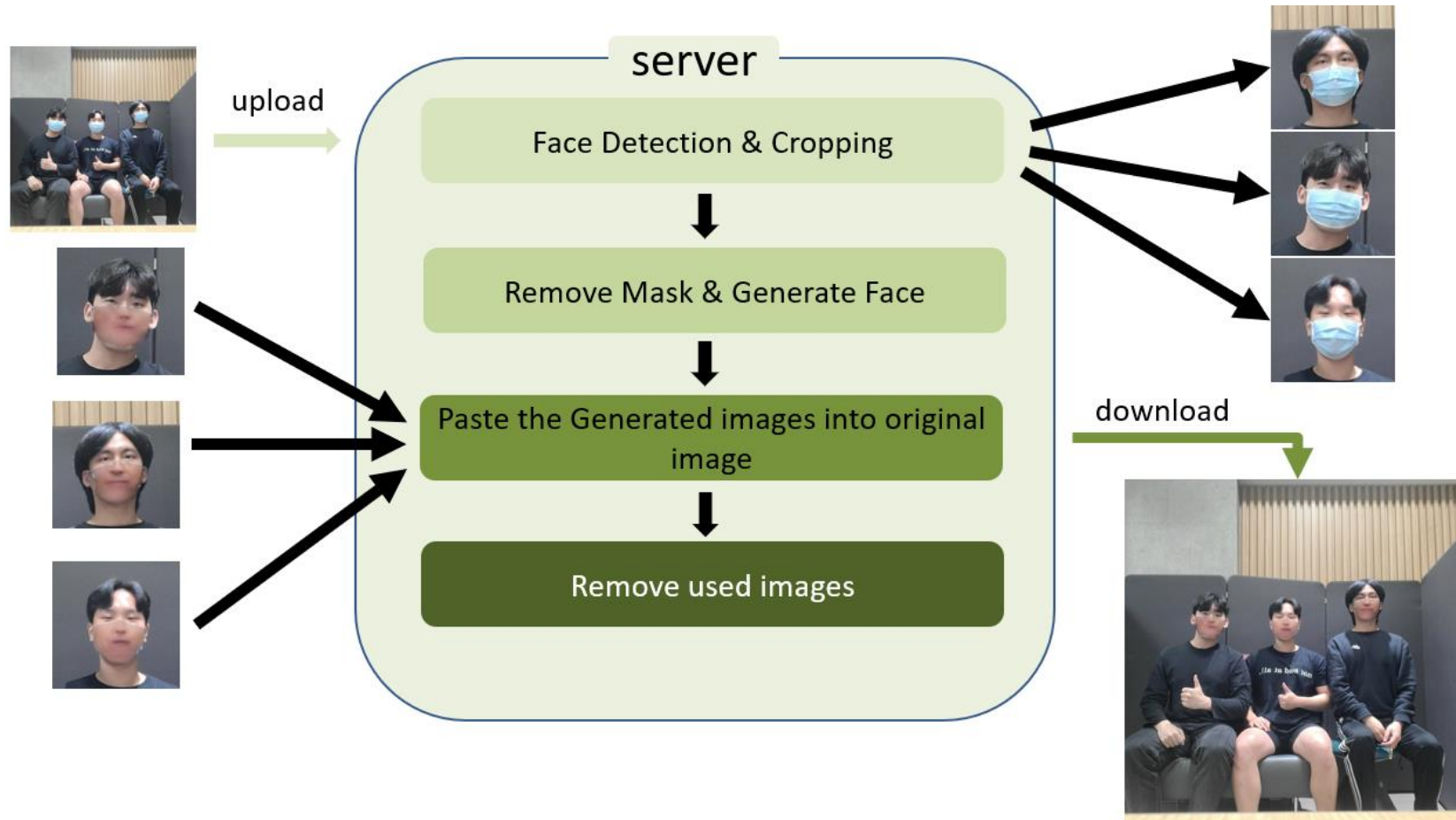
■ Take Off Your Mask !!

- 기간
 - 2021/01 ~ 2021/04
- 목적
 - COVID-19로 인해 야외에서도 항상 마스크를 착용하는 것이 의무였기 때문에, 항상 마스크 쓰고 사진 찍는 것이 아쉬웠음.
 - 마스크 쓰고 찍은 사진을 찍더라도 마스크를 제거하고 자연스럽게 코와 입을 생성해 주는 애플리케이션 개발.
- 맡은 역할
 - Face inpainting model 개발 및 코드 통합 .
 - Dataset 구축.
 - 애플리케이션 개발, 서버 개발을 담당할 구성원을 면접으로 선발.

6. Image Inpainting (Mask Remover Application)

■ Take Off Your Mask !!

- 전체 과정, [Demo](#)



6. Image Inpainting (Mask Remover Application)

■ Take Off Your Mask !!

- Face inpainting network 과정

1. Dataset 구축

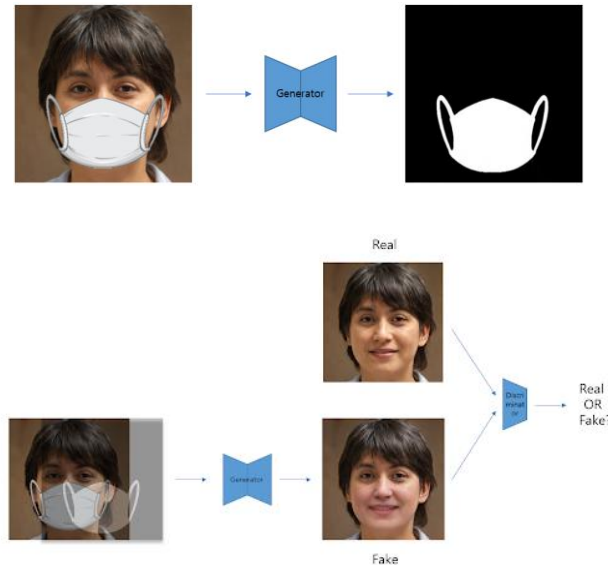
Kaggle Dataset 그리고 [CelebA](#) 와 [Masking Tool](#)로 마스크를 쓴 인물 사진 생성.

마스크 쓴 사진과 안 쓴 사진을 사용해 마스크 segment map 생성.



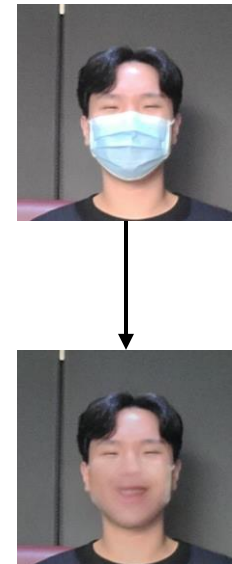
2. Face Inpainting

구축한 dataset 을 활용해 Generative Adversarial Network (GAN) 기반 face inpainting network 학습.



3. 결과

Test Set 예시.



Thanks