









4. 수행 결과



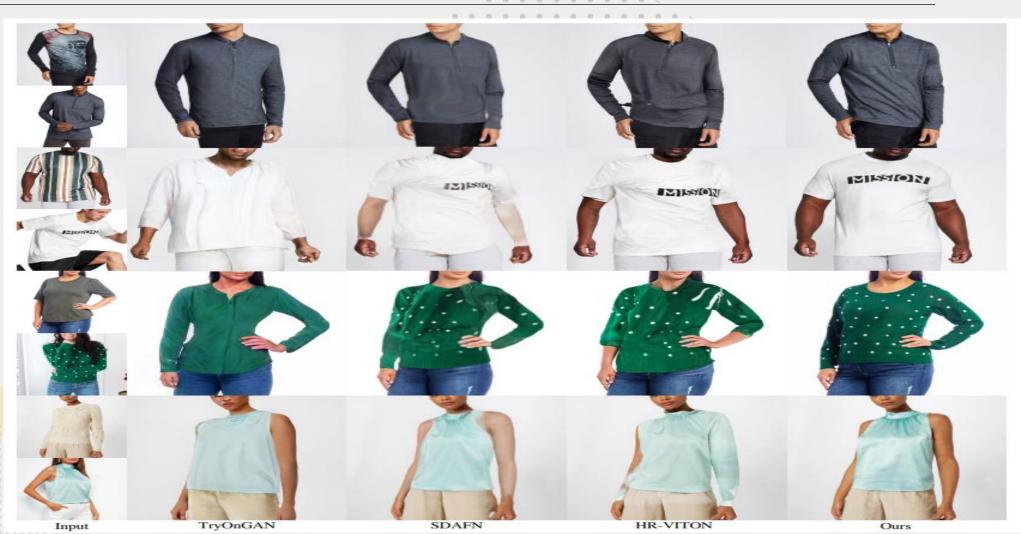
 온라인 쇼핑몰의 성장으로 상품을 실착해보지 못하고 단지 모델의 피팅, 상품의 상세 설명으로만 예상을 해서 구매해야 하는 경우가 증가하고 있음.

● 이로 인해 상품의 환불이 증가하고, 구매자의 소비 만족도가 떨어질 수 있음

● Al-Hub의 패션상품 및 착용영상
Dataset(https://aihub.or.kr/aihubdata/data/view.do?currMenu=&topMenu=&aihubDataSe=re
alm&dataSetSn=78)을 이용하여 Model Image, Garment Image를 학습

● TryOn 모델 중 가장 최신 모델인 TryOnDiffusion Model을 Reference하여 Model 구축 (2023. 6. 14)





자료 출처 : https://tryondiffusion.github.io/



팀원명	역할	담당 업무		
배윤주	팀원	Image Preprocessing		
전진희	팀원	Image Preprocessing		
최준혁	팀원	ParallelUNet, Diffusion model architecture building		
이지호	팀장	EfficientUNet model architecture building		
최보미	팀원	EfficientUNet model architecture building		

0 0 0 0 0 0 0 0 0



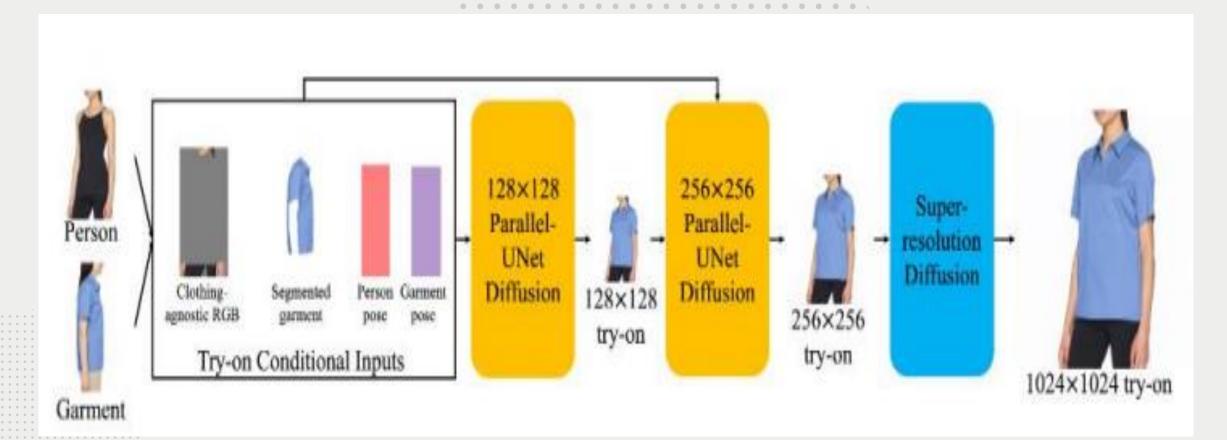
프로젝트 수행 절차 및 방법

구분	71간	활동	Ша
사건 기획	> 8/14(월) ~ 8/18(금)	▶ 프로젝트 기획 및 주제 선 정▶ 기획안 작성	➤ 아이디어 선정
데이터 수집	> 8/19(토) ~ 8/20(일)	➢ 필요 데이터 및 수집 절차 정의➢ 외부 데이터 수집	> AI-Hub 데이터 수집
데이터 전처리	> 8/21(월) ~ 8/25(금)	> 이미지 전처리 및 세그멘 테이션	
모델링	> 8/26(토) ~ 9/10(일)	> 모델 구현	
서비스 구축	> 9/11(월) ~ 9/15(금)	> 웹 서비스 시스템 설계	▶ 모델 구현하지 못하여 서비스 구축하지 못함
총 개발기간	> 8/14(월) ~ 9/15(금)(총 5 주)		



> Ov

Overall Pipeline



자료 출처 : https://tryondiffusion.github.io/



발표 순서

Image Preprocessing

배윤주 전진희

ParallelUNet, Diffusion Model architecture building

최준혁

EfficientUNet Model architecture building

최보미

Summary and Future Work

이지호



결과 제시 ① 이미지 전처리



학습 데이터 소개 (Train/dev set)



#패션 | # 패션상품 | # 패션모델 | # 사람자세 | # 사람영역

패션상품 및 착용 영상

분야 영상이미지 유형 이미지

갱신년월: 2023-05 구축년도: 2020 조회수: 7,916 다운로드: 1,064 용량: 36.70 GB

다운로드

▲ 샘플 데이터

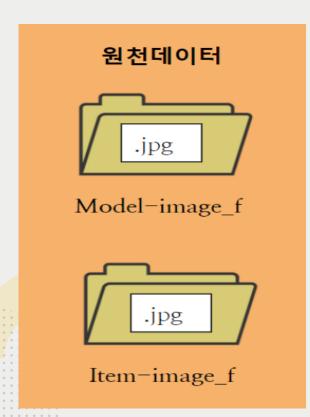
자료 출처 : Al-Hub

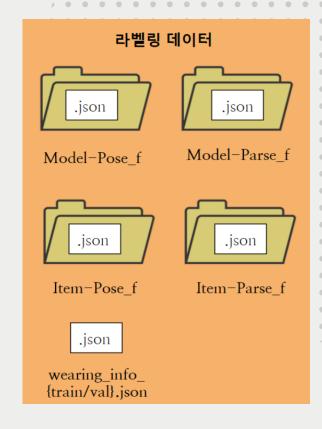


결과 제시 ① 이미지 전처리



학습 데이터 소개 (Train/dev set)





데이터 구성

- · 사람 패션 이미지: Model-Image
- · 사람 패션 이미지 모델 키포인트: Model-Pose
- · 사람 패션 영상 모델 영역: Model-Parse
- · 패션상품 대표 사진: Item-Image
- · 패션상품 키포인트: Item-Pose
- · 패션상품 영역: Item-Parse
- · 사람 패션 영상 및 패션상품 페어: wearing_info.json

자료 출처 : Al-Hub



결과 제시 ① 이미지 전처리



학습 데이터 소개 (Train/dev set)

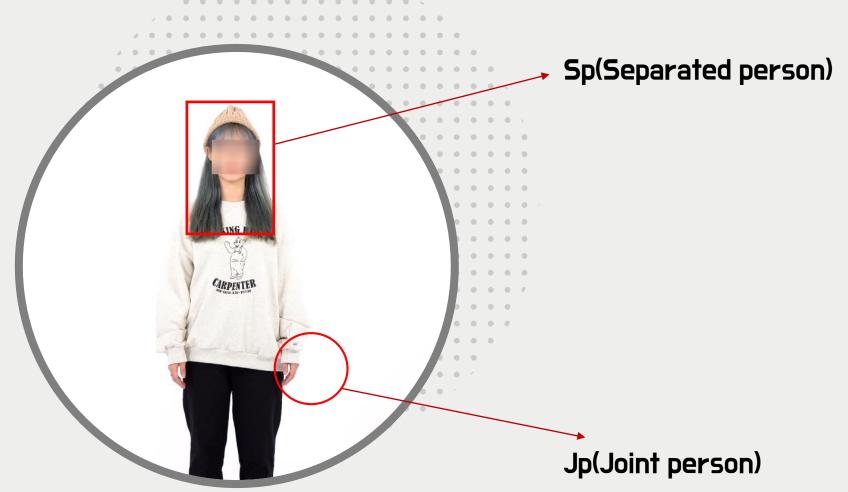


자료 출처 : Al-Hub



결과 제시 ① 이미지 전처리

▶ 이미지 전처리 프로세스









결과 제시 ① 이미지 전처리



이미지 전처리 프로세스

Sp,Sg Human Parsing

Jp, Jg

Pose Estimation





▶ 이미지 전처리 프로세스

la(Isolated atomy)

Ic(Isolated clothing)

이후 Jp와 Jg의 포즈 키포인트를 [0, 1] 범위로 정규화하여 네트워크 입력으로 사용

ctryon = (la, Jp, lc, Jg)로 정의된 시작 조건 입력 생성



결과 제시 ① 이미지 전처리



이미지 전처리 프로세스





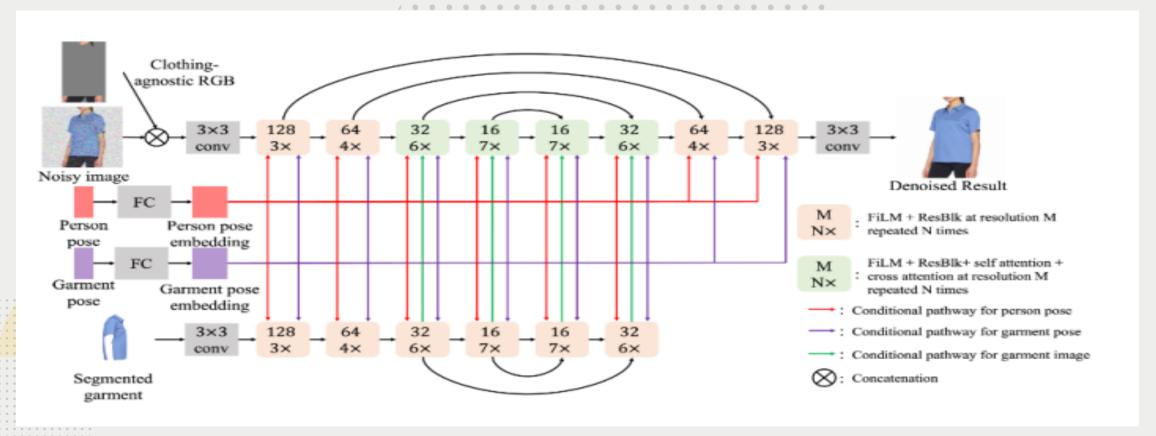




결과 제시 ② ParallelUNet



ParallelUNet(128 x 128)





결과 제시 ② ParallelUNet



ParallelUNet

Model image Model noisy image INPUT

Person-UNet

Cloth image

INPUT

clothing-UNet



결과 제시 ② ParallelUNet



Cross Attention & Pose Embedding

```
class CrossAttention(nn.Module):
   def init (self, channels, num heads, mlp ratio=4) -> None:
       super(). init ()
        group = min(channels // 4, 32)
       self.norm1 = nn.GroupNorm(group, channels)
       self.channels = channels
        self.num heads = num heads
        self.attn = nn.MultiheadAttention(channels, num_heads)
        self.norm2 = nn.GroupNorm(group, channels)
       self.ffn = nn.Sequential(
           nn.Conv2d(channels, mlp_ratio * channels, kernel_size=1),
           nn.SiLU(),
           nn.Conv2d(mlp_ratio * channels, channels, kernel_size=1)
```

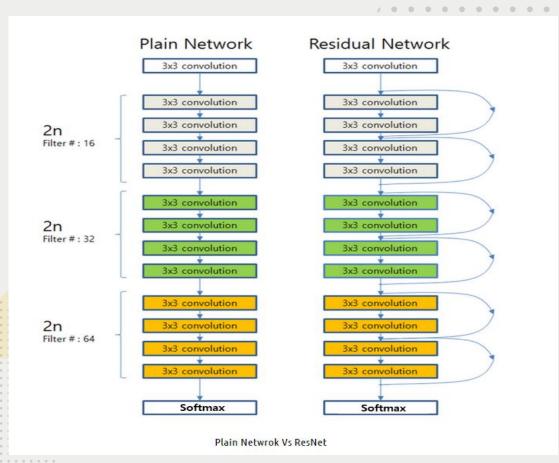
```
class ParallelUNet(nn.Module):
   def init (self, emb dim, config) -> None:
       super(). init ()
       self.garment unet = GarmentUNet(emb dim, config['garment unet'])
       self.person unet = PersonUNet(emb dim, config['person unet'])
   def forward(self, x, gar_emb, pose_emb, seg_garment):
       g_feature = self.garment_unet(seg_garment, gar_emb)
       deno x = self.person unet(x, g feature, pose emb)
       return deno x
```



결과 제시 ② ParallelUNet



Residual Block



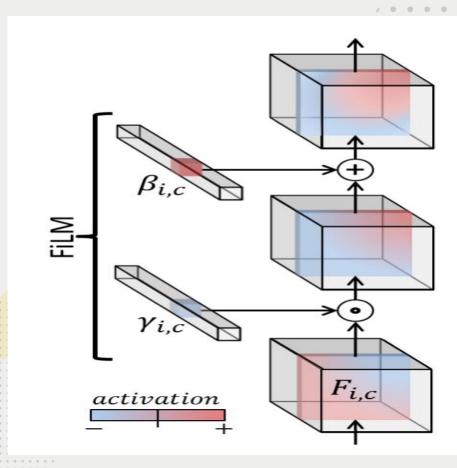
```
class ResBlock(nn.Module):
   def __init__(self, channels, kernel_size):
       super().__init__()
       group = min(channels // 4, 32)
       self.nomr1 = nn.GroupNorm(group, channels)
       self.swish1 = nn.SiLU()
       self.conv2d1 = nn.Conv2d(channels, channels, kernel_size, padding=kernel_size // 2)
       self.nomr2 = nn.GroupNorm(group, channels)
       self.swish2 = nn.SiLU()
       self.conv2d2 = nn.Conv2d(channels, channels, kernel size, padding=kernel size // 2)
   def forward(self, x):
       skip = x
       x = self.nomr1(x)
       x = self.swish1(x)
       x = self.conv2d1(x)
       x = self.nomr2(x)
       x = self.swish2(x)
       x = self.conv2d2(x)
       return x + skip
```



결과 제시 ② ParallelUNet



FILM



```
class FiLM(nn.Module):
   def __init__(self, emb_dim, channels) -> None:
       super().__init__()
       self.fc_scale = nn.Linear(emb_dim, channels)
       self.fc_bias = nn.Linear(emb_dim, channels)
   def forward(self, x, emb):
       batch_size, _, _, _ = x.size()
       emb_flat = emb.view(batch_size, -1) # Flatten the spatial dimensions
       scale = self.fc_scale(emb_flat).unsqueeze(-1).unsqueeze(-1)
       bias = self.fc_bias(emb_flat).unsqueeze(-1).unsqueeze(-1)
       return x * scale + bias
```



결과 제시 ③ EfficientUNet Architecture 구현

TryOnDiffusion: A Tale of Two Unets → Photorealistic Text-to-Image Diffusion Models with Deep Language Understanding

The $256\times256\rightarrow1024\times1024$ SR diffusion model is parameterized as Efficient-UNet introduced by Image [37]. This stage is a pure super-resolution model, with no try-on conditioning. For training, random 256×256 crops, from

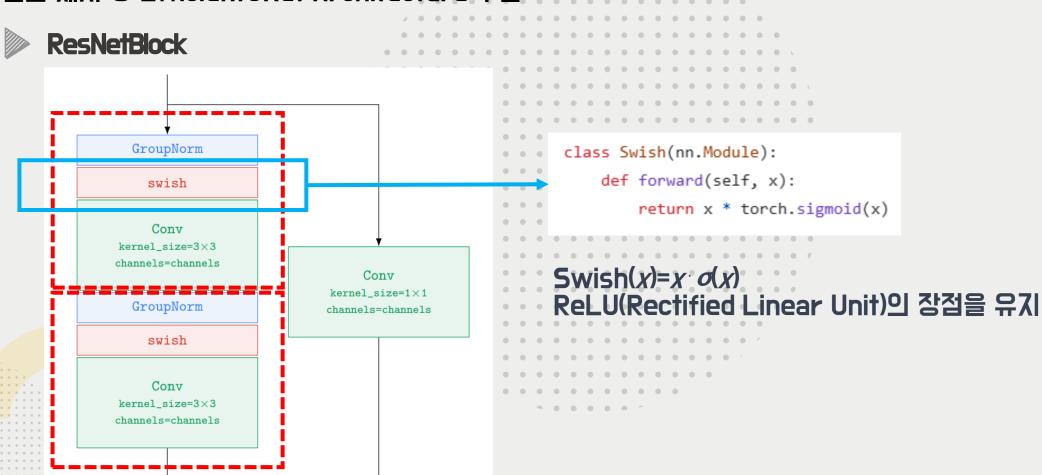
[37] Chitwan Saharia, William Chan, Saurabh Saxena, Lala Li, Jay Whang, Emily Denton, Seyed Kamyar Seyed Ghasemipour, Burcu Karagol Ayan, S Sara Mahdavi, Rapha Gontijo Lopes, et al. Photorealistic text-to-image diffusion models with deep language understanding. Advances in Neural Information Processing Systems, 2022. 2, 3, 4, 5

결과 제시 ③ EfficientUNet Architecture 구현 Conv kernel_size=3×3 **EfficientUNet Pipeline** channels=128 "A Golden Retriever dog wearing a blue checkered beret and red dotted turtleneck." Text DBlock 256x Frozen Text Encoder DBlock 128x DBlock 64x Text Embedding DBlock 32x Text-to-Image Diffusion Model DBlock 16x 64×64 Image UBlock 16x Super-Resolution Diffusion Model UBlock 32x UBlock 64x 256×256 Image UBlock 128x UBlock 256x Super-Resolution Diffusion Model Dense channels=3 1024×1024 Image

각 버전별 U-Net 모델을 반환하는 함수들 결과 제시 ③ EfficientUNet Architecture 구현 def get efficientunet b0(): return EfficientUNet(version="efficientnet_b0") **Dblock (Down Sampling)** def get efficientunet b1(): return EfficientUNet(version="efficientnet b1") def get_efficientunet_b2(): return EfficientUNet(version="efficientnet b2") Previous DBlock def get_efficientunet_b3(): return EfficientUNet(version="efficientnet b3") class EfficientNetEncoder(nn.Module): def get_efficientunet_b4(): def init (self, version="efficientnet b0", pretrained=True): Conv return EfficientUNet(version="efficientnet_b4") super(EfficientNetEncoder, self). init () $kernel_size=3\times3$ def get efficientunet b5(): strides=stride return EfficientUNet(version="efficientnet b5") channels=channels def get_efficientunet_b6(): **Conditional Embeddings** return EfficientUNet(version="efficientnet b6") CombineEmbs (e.g., Time, Pooled Text Embeddings) def get efficientunet b7(): ResNetBlock return EfficientUNet(version="efficientnet b7") \times numResNetBlocksPerBlock channels=channels class DBlock(nn.Module): def __init__(self, in_channels, out_channels, stride=(1, 1), numResNetBlocksPerBlock=1 use_self_attention=False SelfAttention super(DBlock, self).__init__() attention_heads=8 Full Contextual Text Embeddings --hidden_size=2×channels class UBlock(nn.Module): output_size=channels def __init__(self, in_channels, out_channels, stride=(1, 1), numResNetBlocksPerBlocks, use_self_attention=False, use_upsampling=True): super(UBlock, self).__init__()



결과 제시 ③ EfficientUNet Architecture 구현

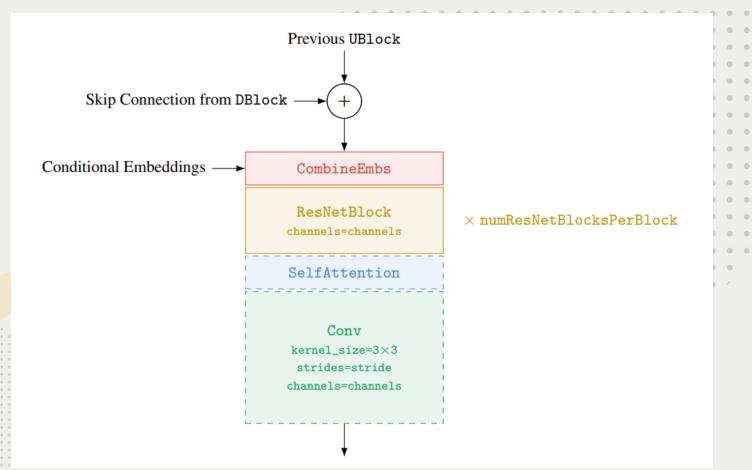




결과 제시 ③ EfficientUNet Architecture 구현



UBlock





결과 제시 ③ EfficientUNet Architecture 구현



EfficientUNet

Optimizer: We use the Adafactor optimizer for training the base model. We use the default optax.adafactor parameters. We use a learning rate of 1e-4 with 10000 linear warmup steps.

Diffusion: We use the cosine noise schedule similar to [40]. We train using continuous time steps $t \sim \mathcal{U}(0,1)$.

↑ 학습률 관련 스케줄러

```
# Convolution layer without downsampling
self.conv = nn.Conv2d(in_channels, out_channels, kernel_size=3, stride=(1, 1), padding=1, bias=False)
# Skip connection for downsampling
self.skip = nn.Conv2d(in_channels, out_channels, kernel_size=1, stride=(1, 1), bias=False)
```

```
# Multiple ResNetBlocks
self.resblocks = nn.Sequential(*[ResNetBlock(in_channels, out_channels) for _ in range(numResNetBlocksPerBlock)])
```

```
"dropout": 0.0,
"feature_pooling_type": "attention",
"use_scale_shift_norm": true,
"blocks"=[
    _"channels" 128,_
      "strides": (2, 2),
      "kernel size": (3, 3)
      "num_res_blocks": 2,
      "strides": (2, 2),
      "kernel size": (3, 3)
      "num_res_blocks": 4
      "strides": (2, 2),
     "kernel size": (3, 3)
      "num_res_blocks": 8
    -"channels" - 1024,
      "strides": (2, 2),
     "kernel_size": (3, 3)
      "num_res_blocks": 8,
       text_cross_attention": Irue,
      "num_attention_heads": 8
```



결과 제시 ④ 훈련



Train

```
# Initialize both models and their optimizers
model1 = ParallelUNet(EMB DIM, parallel config 128)
model2 = ParallelUNet(EMB_DIM, parallel_config_256) # Assuming you have a ParallelUNet class
model3 = EfficientUNet()
optimizer1 = optim.AdamW(model1.parameters(), lr=0.0001)
optimizer2 = optim.AdamW(model2.parameters(), lr=0.0001)
optimizer3 = optim.AdamW(model3.parameters(), lr=0.0001, betas=(0.9, 0.999), eps=1e-8, weight_decay=0)
# EfficientUNet에 대한 CosineAnnealing 스케쥴러
T max = 2500000 # 학습 에포크 수에 따라 변하는 하이퍼 파라미터 값입니다.
scheduler3 = torch.optim.lr_scheduler.CosineAnnealingLR(optimizer3, T_max=T_max)
# EfficientUNet에 대한 Linear warmup 스케쥴러
warmup_steps = 10000
lr lambda = lambda epoch: min(1.0, epoch / warmup steps)
warmup_scheduler3 = torch.optim.lr_scheduler.LambdaLR(optimizer3, lr_lambda)
criterion = torch.nn.MSELoss() # Mean Squared Error Loss
```

ㆍ 각각 만든 모델 연결

- · Optimizer: AdamW 小各
- · Criterion: MSELoss 小용





컴퓨터 자원의 한계로 Output을 내지는 못함



Output을 내기 위한 과정 중 3가지의 장애물 존재



자체 평가 의견



1. 모델 연결 문제

Shape of x: torch.Size([4, 1280, 4, 4]) Shape of skip_x: torch.Size([4, 512, 2, 2])



RuntimeError: Expected weight to be a vector of size equal to the number of channels in input, but got weight of shape [32] and input of shape [4, 16, 4, 4]

ParallelUNet Model과 Efficient Model 연결 과정에서 각 Convolution Layer와 Skip Layer의 channel 불일치 발생



자체 평가 의견



2. 데이터셋 문제

RuntimeError: Given input size: (256x1x1). Calculated output size: (256x0x0). Output size is too small

- · 우리 모델을 구현하려면 ResNet Model을 통과할 때 Maxpooling Layer를 거쳐야 하는데 이 때 입력 이미지가 사라지는 문제 발생
- · 이 문제를 해결하기 위해 데이터셋을 바꿀지 Maxpooling Layer를 없앨 지에서 갈등
- -> 시간 문제로 입해 Maxpooling Layer를 없애기로 결정







▶ 3. 자원의 한계

(AI) C:\Users\labadmin\Downloads\Tryondiffusion-main_2\Tryondiffusion-main> c: && cd c:\Users\labadmin\Downloads\Tryondiffusion-main_2\Tryondiffusion-main && cmd /C "C:\Miniconda\envs\AI\python.exe c:\Users\labadmin\.vscode\extensions\ms-python.python-2023.4.1\pythonFiles\lib\python\debugpy\adap ter/../..\debugpy\launcher 54898 -- c:\Users\labadmin\Downloads\Tryondiffusion-main_2\Tryondiffusion-main\train.py "
Using device: cuda:0
1695003258.3609002

```
File "C:\Users\labadmin\PycharmProjects\pythonProject\parallelUNet.py", line 228, in forward

x = self.nomr1(x)

File "C:\Miniconda\envs\my_onnx_env\lib\site-packages\torch\nn\modules\module.py", line 1501, in _call_impl

return forward_call(*args, **kwargs)

File "C:\Miniconda\envs\my_onnx_env\lib\site-packages\torch\nn\modules\normalization.py", line 273, in forward

return F.group_norm(

File "C:\Miniconda\envs\my_onnx_env\lib\site-packages\torch\nn\functional.py", line 2530, in group_norm

return torch.group_norm(input, num_groups, weight, bias, eps, torch.backends.cudnn.enabled)

torch.cuda.OutOfMemoryError: CUDA out of memory. Tried to allocate 2.00 MiB (GPU 0; 15.85 GiB total capacity; 14.86 GiB already allocated; 2.06 MiB free; 14.90 GiB reserved in

Process finished with exit code 1
```



Future Work



더 좋은 GPU 성능을 가진 컴퓨터를 마련하여 모델 구현



논문에서 사용했던 HD-VITON 데이터셋을 사용하여 모델 구현



