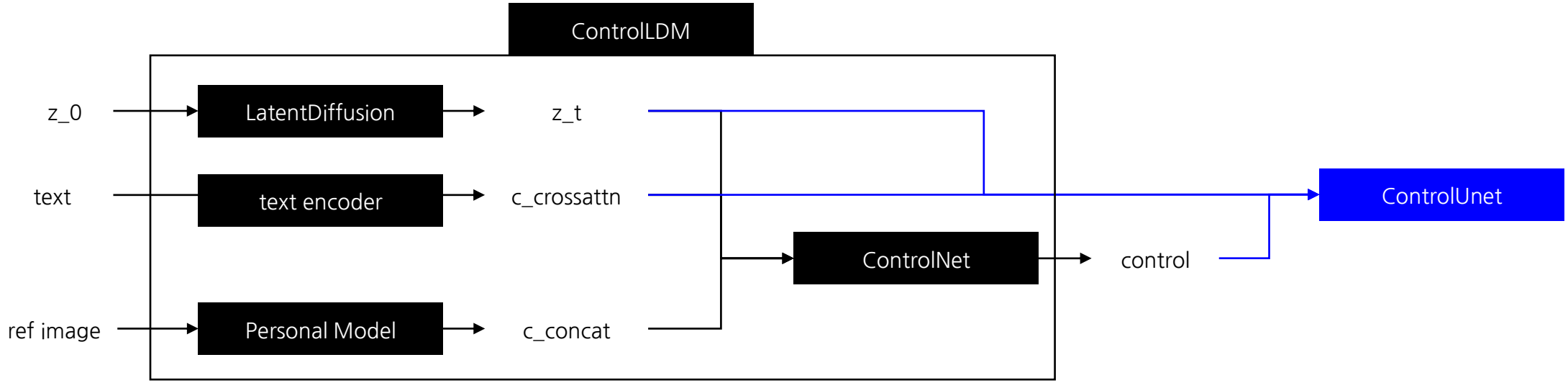
Adding Conditional Control to Text-to-Image Diffusion Models

2022314182 / 박수연

1. 모델의 전체 구조

전체 모델의 구동은 아래와 같다.
pure한 이미지의 latent 는 Latent Diffusion Scheduler에 의해서 noise latent 가 된다.
control 은 각각 concat 요소와 crossattn 요소가 ControlNet 에 의해서 control 로 도출이 된다.
이는 Unet 에서 noise를 predict 하는 방식으로 모델은 학습하게 된다.

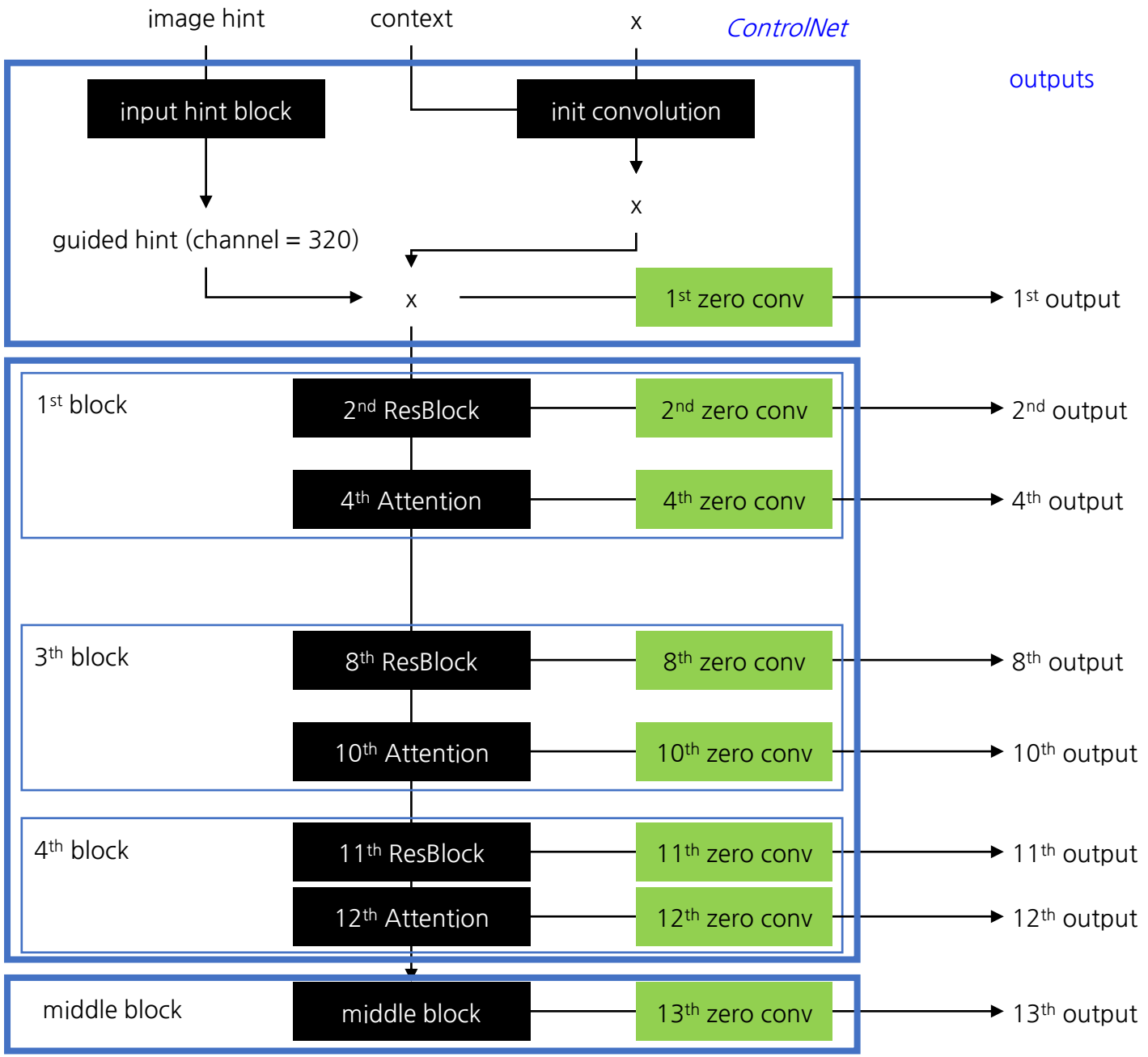


2번 모듈, ControlNet

Controlnet 은 zero convolution이 함께 있다.

1. Controlnet 은 input 와 middle block 으로만 이루어지는데, 각 층에서의 결과가 통합되지 않고, list 에 쌓이게 된다.
2. guided hint 는 1st layer 에서만 활용이 되고, 그 뒤에서부터는 쓰이지 않는다.
3. input blocks 는 12개로 이루어져 있는가?
   처음 시작의 Convolution 이 있다.
   input block 은 크게는 4개의 block 이다. (channel mult)
   4개 block 중 3개는 ResBlock / AttentionBlock / DownSample 로 이루어진다. 4개 block 중 1개는 RexBlock / AttentionBlock 으로 이루어져 있다.
   이에 따라서 1 + 3*3 + 2 = 12 개로 이루어져 있다.
4. image hint 는 depth map 과 같은 것이다.

즉, 결과는 list 형태의 outs 에 담기게 된다.

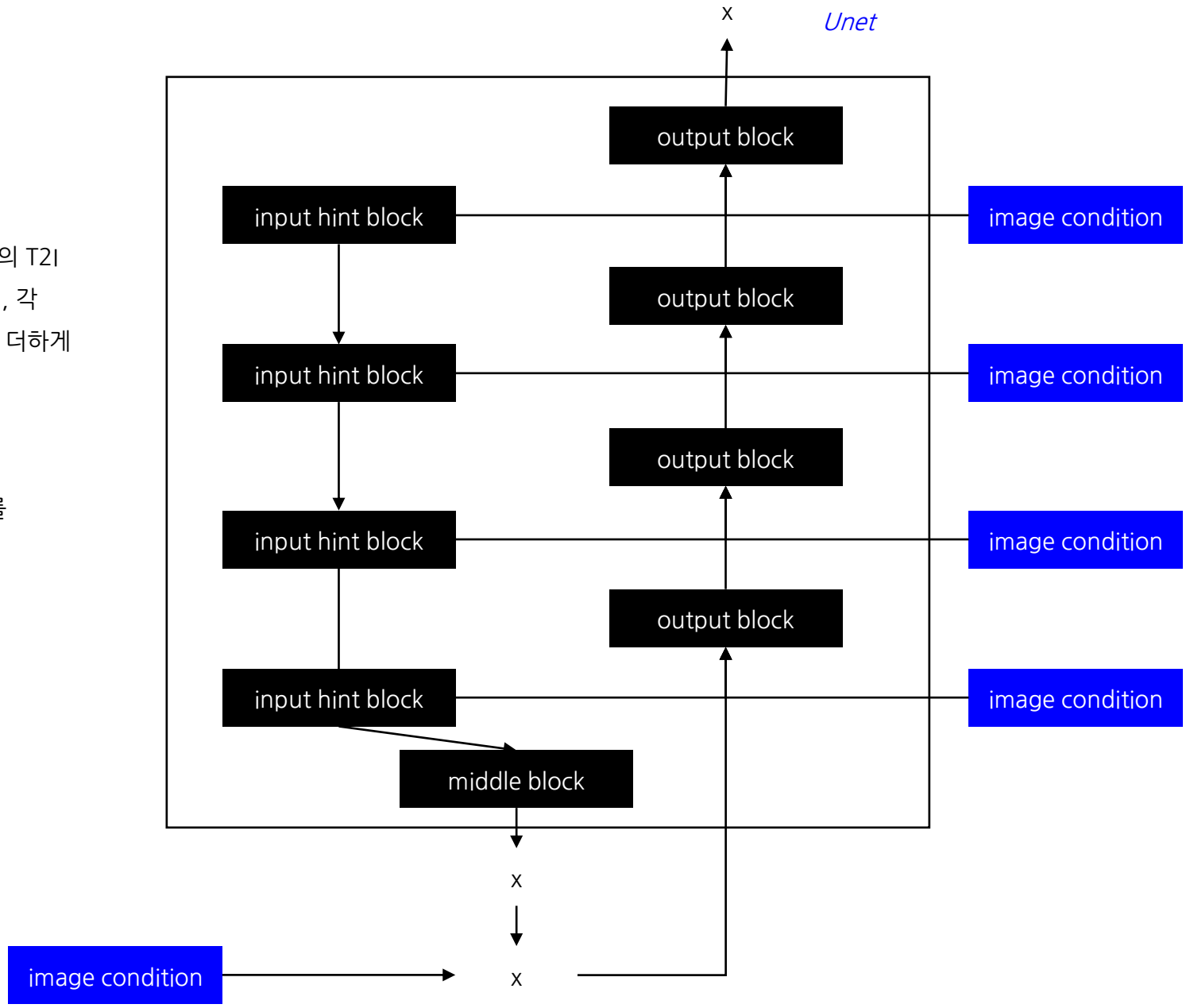


3번 모듈, Unet Module

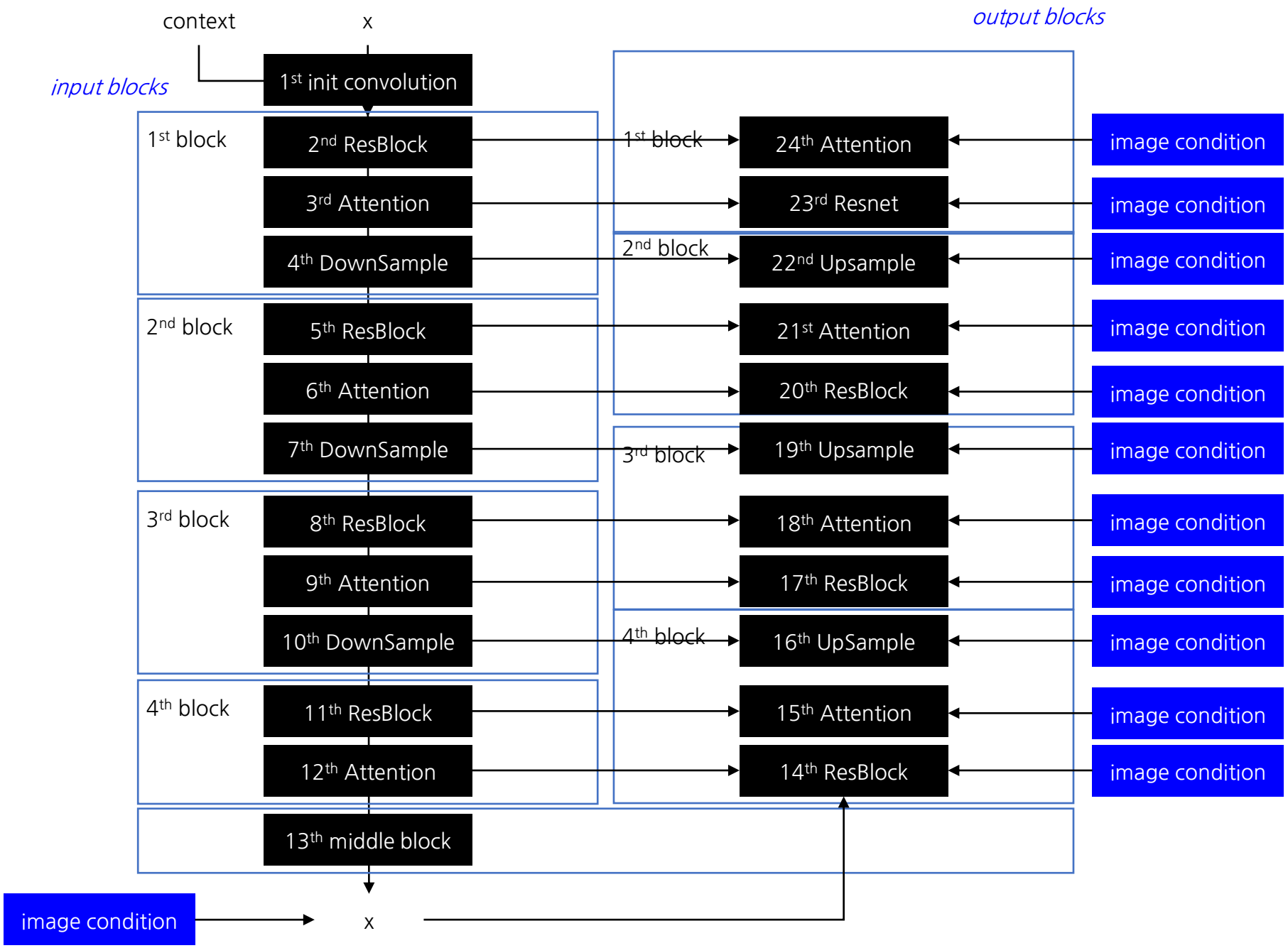
Controlnet 의 Unet 은 input blocks / middle blocks / output blocks 로 이루어진다. 먼저 input block 에서는 이미지 조건과 무관하게 text to image 의 T2I 과정이 일어난다. 이후 middle block부터 output block 에서는 controlnet 의, 각 층에서의 결과를 list 에서 pop 을 통해서 하나씩 빼내면서 unet 에서의 결과에 더하게 된다.

Unet 의 특성 상, input block 에서 down sampling 을 하면서 얻어진 결과는 output block 에서 upsampling 하는 역과정과 동일하며 이는 input 의 결과를 ouput 에 matching 시킬 수 있음을 의미한다.

이에 따라서, output 을 형성해 나갈 때는
(1) Controlnet 의 결과를 더하면서
(2) input bolck 에서의 결과를 더하는
두가지 작업이 추가가 된다.



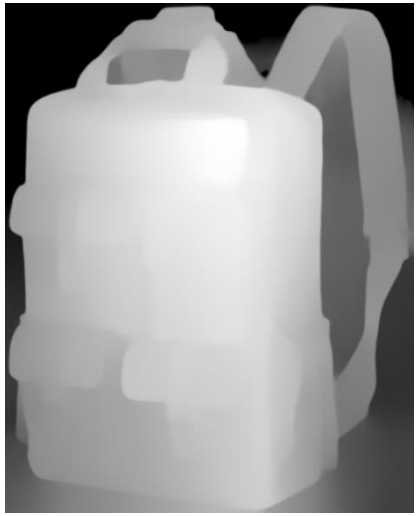
(상세한 Unet Model)



4. Conclusion

논문에서는 마치 Unet 모델 안에 zero convolution 을 더 넣은 거처럼 말하고 있지만,
실은 Unet 의 모델을 그대로 복사한 후에 새로운 layer 를 추가한 것이다.
이는, 실제로는 Person Image Synthesis via Denoising Diffusion Model 와 매우 유사하다고 할 수 있다.
(ControlNet 이 먼저 나왔으므로, Person Image Synthesis via Denoising Diffusion Model 이 ControlNnet 을 따라했다고 할 수도 있지만)

이를 depth map 에 적용하면 다음과 같은 결과를 얻을 수 있다.



get depth map image

depth map guided, text guided generated image

THANK YOU