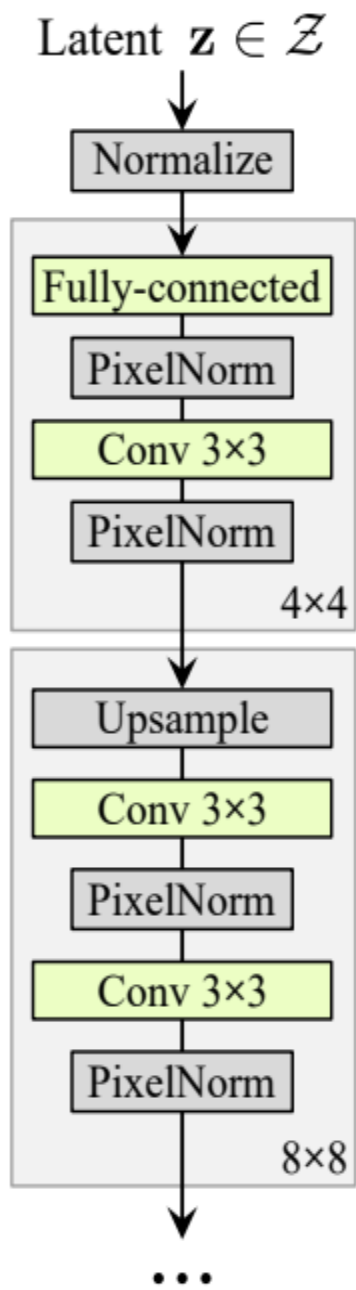


A Style-Based Generator Architecture for Generative Adversarial Networks

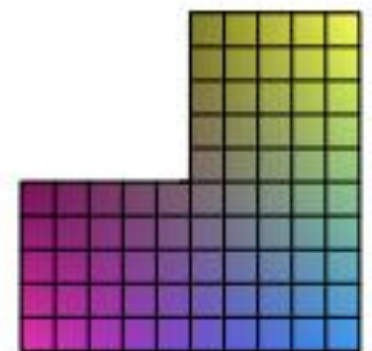
PGGAN 성능향상

Disentanglement 향상

고해상도 이미지 FFHQ 제시



(a) Traditional



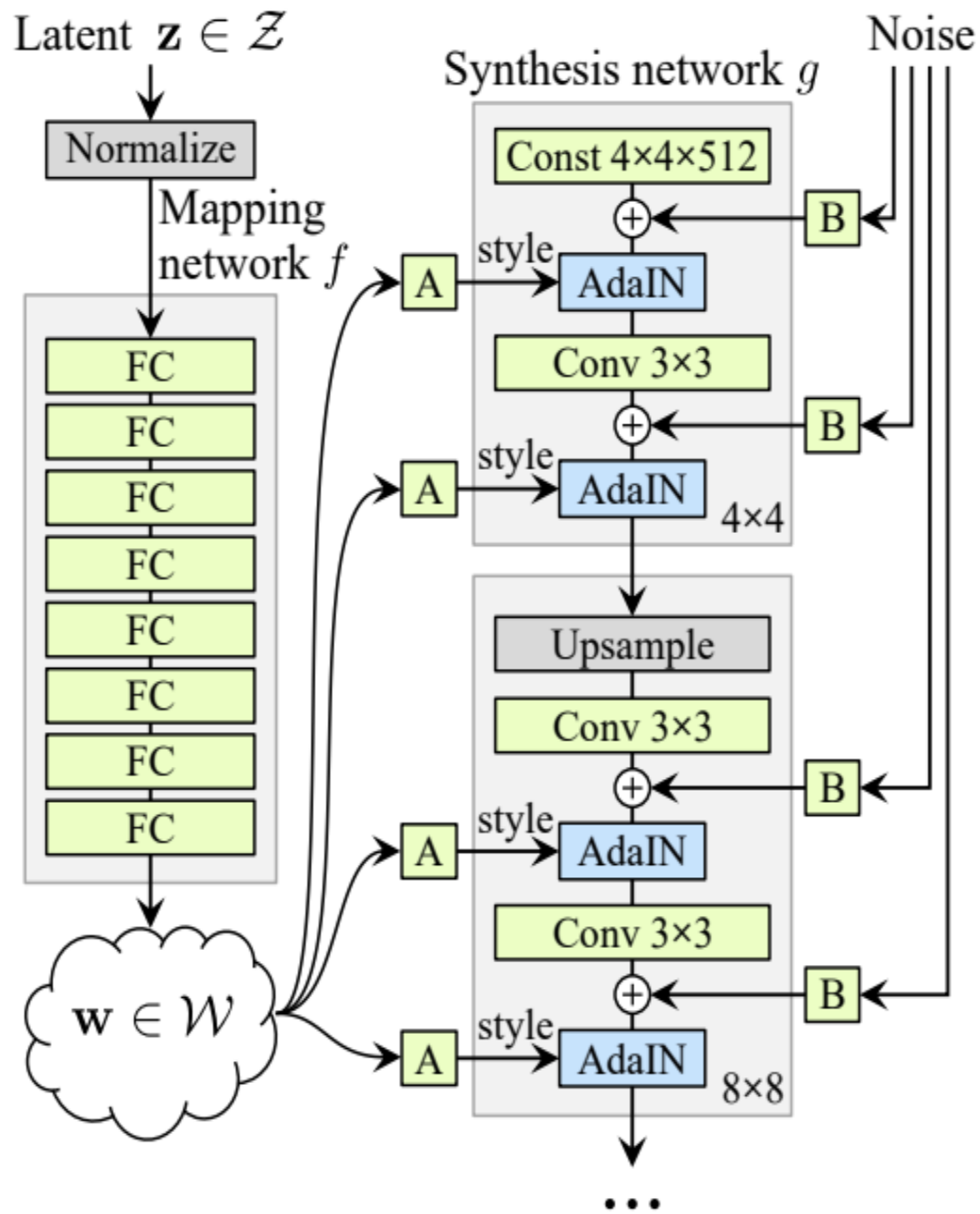
(a) Distribution of features in training set



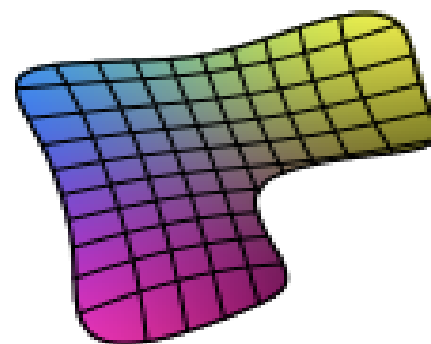
(b) Mapping from \mathcal{Z} to features

이전의 방식을 사용하였을 경우 다음과 같은 결과가 나오게 된다.

이미지 분포가 적은 경우 (a의 공백) 그 부분을 채우기 위해 b와 같은 모양을 갖게 된다.



(b) Style-based generator



(c) Mapping from \mathcal{W} to features

Style-based 방식의 경우 w 를 사용하여 이전과 달리 disentangle 되어 c 와 같은 모양을 갖게 된다.

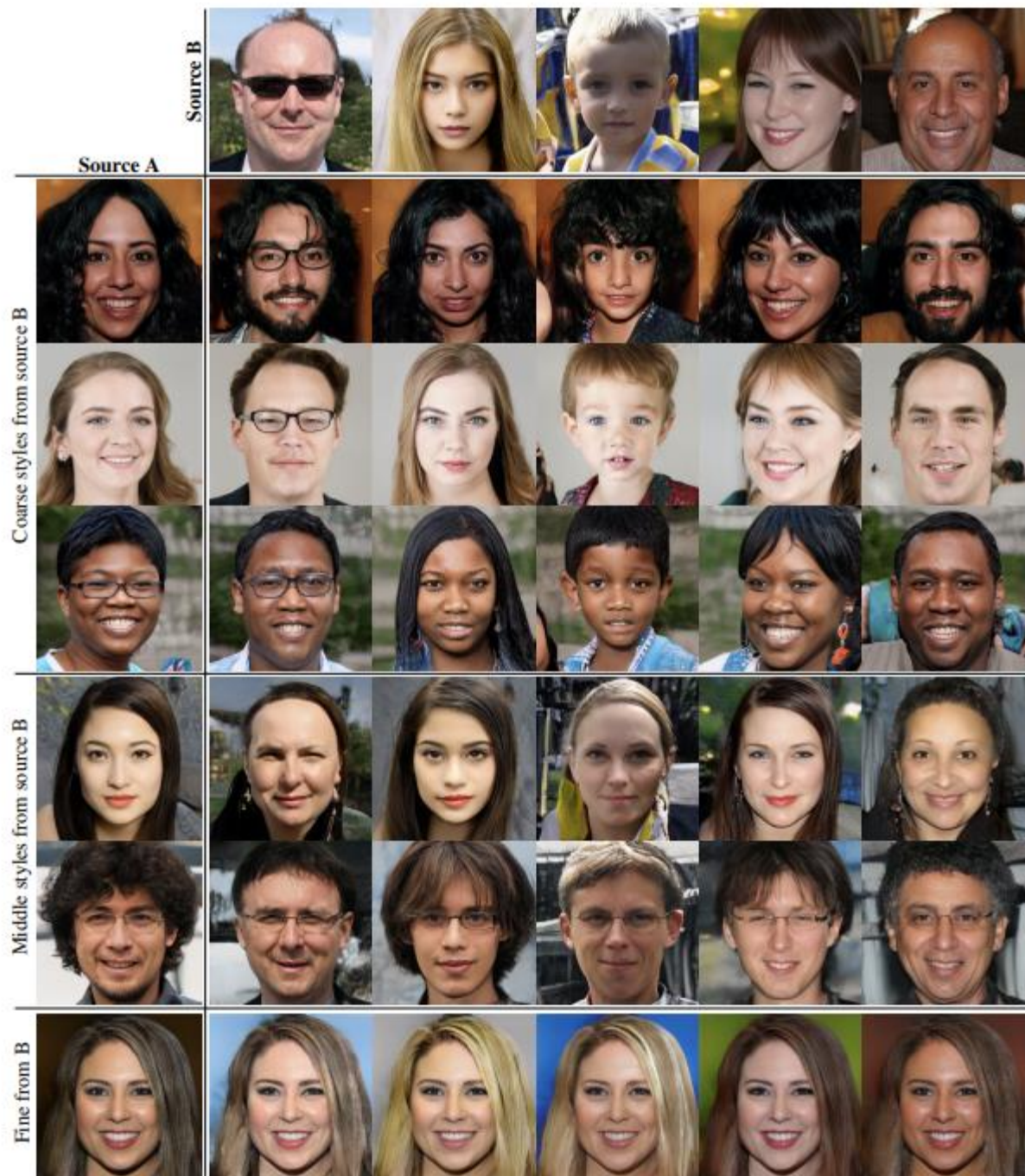
그 결과 미세한 부분을 좀 더 깔끔하게 분리해 스타일을 입힐 수 있게 된다.



(a) Generated image (b) Stochastic variation (c) Standard deviation

레이어의 위치에 따라 이미지의 노이즈 강도가 달라진다는 것을 확인할 수 있다.

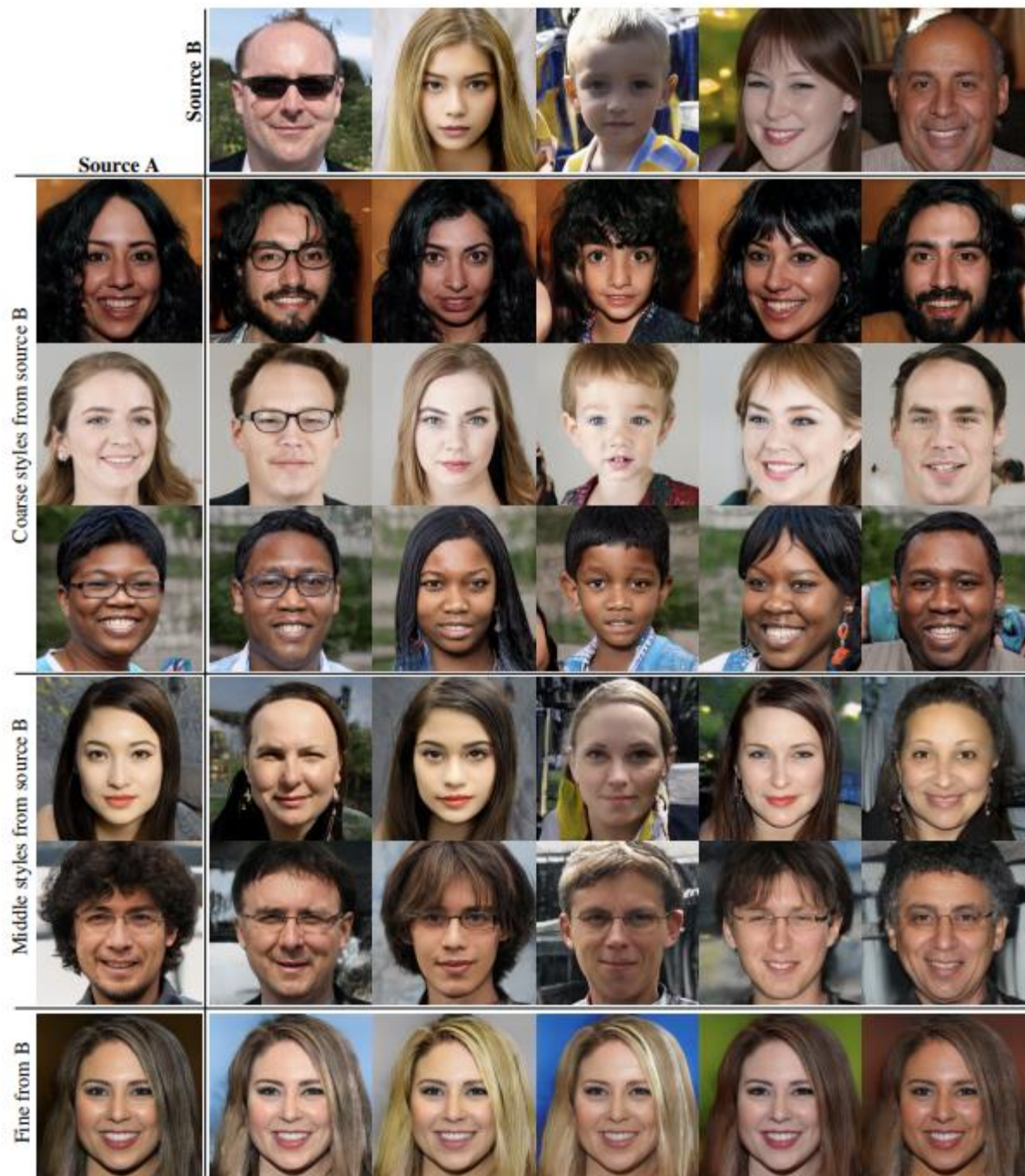




4 layer에서 실행

4 layer에서 실행

10 layer에서 실행



Mixing regularization	Number of latents during testing			
	1	2	3	4
E 0%	4.42	8.22	12.88	17.41
50%	4.41	6.10	8.71	11.61
F 90%	4.40	5.11	6.88	9.03
100%	4.83	5.17	6.63	8.40

Style mixing

인접한 레이어 간 상관관계를 감소

두개의 latent를 통해 w_1 , w_2 를 만들고 랜덤하게 사용한다.

Disentanglement 성능지표

1. Path Length – 두 벡터를 interpolation 할 때 얼마나 급격하게 이미지 특징이 바뀌는지?
2. Separability – latent space에서 attributes가 얼마나 선형적으로 분류될 수 있는지?