고해상도의 다양한 샘플을 성공적으로 생성하는 것이 어려운 문제이다.

Generator 에 orthogonal regularization을 적용하여 truncation trick 을 이용할 수 있다.

입력의 분산을 줄여서 샘플 충실도 와 다양성의 trade-off 를 제어할 수 있다.

샘플의 다양성과 충실도 는 서로 반대되는 개념 인 듯 하다.

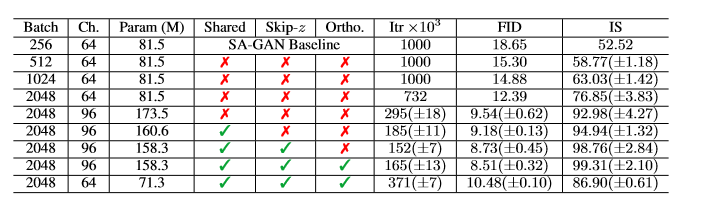
이 작업에서 우리는 GAN에 의해 ​​생성 된 이미지와 ImageNet 데이터 세트에서 실제 이미지 사이에 충실도와 다양성의 차이를 메우기 시작했습니다. 우리는 이 목표에 대해 다음과 같은 세 가지 기여를 합니다.

 GAN은 스케일링에서 극적으로 이익을 얻었으며, 종래 기술에 비해 2-4 배 많은 매개 변수와 8 배 배치 크기로 모델을 훈련시킵니다. 확장 성을 향상시키는 두 가지 단순하고 일반적인 아키텍처 변경 사항을 소개하고 정규화 체계를 수정하여 조건을 개선하여 성능을 입증합니다.

수정의 부작용으로, 우리의 모델은 샘플 다양성과 충실도 사이의 트레이드 오프를 명확하고 세밀하게 제어 할 수있는 간단한 샘플링 기술인 "절단 트릭"에 적합합니다.

 우리는 대규모 GAN에 특화된 불안정성을 발견하고 경험적으로 특성화합니다. 이 분석에서 얻은 통찰력을 활용하여 **우리는 새로운 기술과 기존 기술의 조합이 이러한 불안정성을 줄일 수 있지만 완전한 훈련 안정성은 극적인 성능 대 비용으로 만 달성 할 수 있음을 보여줍니다.**

**Gan을 실질적으로 향상시킨다. 128 \* 128 에서부터 512 \* 512 에서 까지의 IS 점수와 FID 점수를 향상시키는데 기여한다.**



우리가 보는 것은 **FID** 와 **IS** 이다. FID 는 낮을수록, IS 는 높을수록 좋다.

배치 크기를 늘리는 것 만으로도 성능 향상.



직교 정규화 의 차이 로 성능이 향상 됨을 알 수 있다.

핵심…

배치크기를 늘리는 것이 좋은 것은 맞다. 그러나 부작용이 있다. 훈련이 붕괴될 수 있다.

One notable side effect of this scaling is that our models reach better ﬁnal performance in fewer iterations, but become unstable and undergo complete training collapse.

또한 채널 수( 매개변수의 수)를 두배로 늘려서 성능 개선 가능. -> 모델의 용량또한 증가

이것은 초기에 개선되지 않은 두 배의 개선은 다른 잔차 블록 구조를 사용하는 BigGAN 딥 모델에 적용되었습니다.

Truncation Trick 을 이용하여 점수를 높일 수 있다.

이거 개념은 generator에 들어가는 입력 값들을 범위를 벗어난 값이 해당 범위 내에 들어가도록 재 샘플링하여 입력값으로 넣으면 점수가 즉시 향상됨

이것이 절단 트릭 다양성이 감소하는 대신 점수는 향상됨

. Taking a model trained with z ∼ N(0,I) and sampling z from a truncated normal (where values which fall outside a range are resampled to fall inside that range) immediately provides a boost to IS and FID.



절단 트릭예시 맨왼쪽부터 순서대로 임계값이 2 1 0.5 0.04 순

임계값이 작아질수록 같은 사진을 만들 확률이 올라간다. 범위가 작아지니까 같은 값이 입력되기 떄문이다. 그러면 점수는 좋아지지만 다양성은 떨어진다.

이것이 trade-off

임계값을 줄이면 IS값 증가 FID는 다양성이 부족하면 불이익을 받음 그러나 정밀도에서 이득을 얻으므로 점수가 일시적으로 좋아지나 0에 가까워질수록 다양성이 줄어들어 FID 가 떨어진다.

더 큰 모델중 일부는 잘릴 수 없으며  이러한 포화 인공물 생성한다.

이를 막기 위하여 직교 정규화를 사용하여 직교 조건을 직접 시행한다.

직교 정규화가 없는 경우는 16%만 절단이 가능하고, 직교 정규화가 된 경우는 60퍼센트가 절단 가능한 것으로 확인됨

이렇게하여 훈련시키면 좋은 결과를 얻을 수있다. 그러나 대규모 모델의 경우에는 훈련이 붕괴되는 경우가 존재한다. 그 불안정해지는 이유는 뒤에 나온다.