목표: gan 을 이용해 생성하는 데이터를 고해상도의 데이터 샘플로 생성하는 논문

1. 스케일링을 이용하여 FID(frechet inseption distance)와 IS(inception score) 올리기

G 단계마다 두개의 D 단계를 수행하는 수정을 사용

- 기존보다 많은 매개변수와 배치크기로 모델을 훈련시킴

배치크기 8배 늘리면 IS 46% 향상

Layer의 채널 수를 50% 늘려 매개 변수의 수를 두배로 늘리게 되어 IS 21%추가 향상

공유 임베딩 방식으로 계산 및 메모리 비용을 줄이고 훈련속도를 37%향상

Skip\_z를 이용하여 약 4%의 적당한 성능향상을 제공하고 훈련 속도를 18% 향상

2. 샘플의 다양성과 충실도 사이의 trade-off 를 제어한다.

Truncation trick 을 이용하여 제어한다.

Truncation trick 은 BigGAN 에서 사용한 개념으로 선택된 임계 값보다 큰 크기로 값을 리샘플링하여 다양성을 감소시키고 개별 샘플 품질을 향상시킨다. 샘플링 범위가 좁을수록 품질은 향상되고 넓을수록 이미지가 다양해진다.

모든 모델이 Truncation trick (절단 트릭)에 잘 반응하는 것은 아니기 때문에 다양한모델에서잘작동하기 위해 orthorgonal normalization(직교 정규화)을 이용하는데



β 값을 수정함으로써 truncation trick 을 효율적으로 사용가능하게 한다.

정규화가없는 경우, 모델의 16 %만이 절단이 가능하고, 직교 정규화로 훈련 된 경우 60 %에 해당하는 것으로 관찰됨

크기가 큰 대규모 GAN에서 발생하는 collapse 를 본 논문에서 기술을 조합하여 경우를 줄였지만 완전한 안전성은 좋은 성능과 많은 비용이 발생함

왜 대규모 GAN에서 불안정해지는지 이유를 조사하기위해 논문에서는 G와 D 두가지를 모두 조사하였다.

Generator

generator에서 붕괴가 시작될 수 있는 지표 를 검색한다.

각 가중치 행렬의 상위 3 개의 특이 값 σ0, σ1, σ2가 가장 유익한 것으로 나타났다.

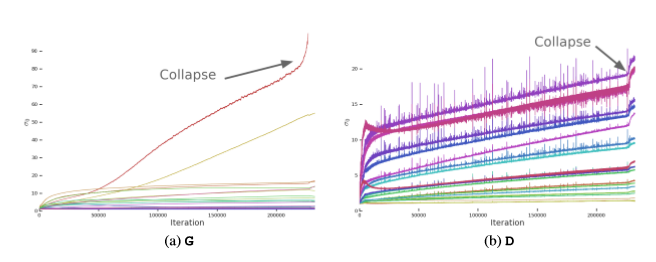


그림 3.스펙트럼 정규화 전 G (a)와 D (b)의 레이어에서 첫 번째 특이 값 σ0의 일반적인 도표. G의 대부분의 레이어는 잘 동작하는 스펙트럼을 갖지만 제약이 없으면 작은 서브 세트가 훈련 전체에서 커지고 붕괴시 폭발합니다. D의 스펙트럼은 더 시끄럽지 만 더 잘 작동합니다. 빨간색에서 보라색까지의 색상은 깊이가 증가 함을 나타냅니다.

대부분의 G 층은 훈련 기간 동안 성장하고 붕괴시 폭발하는 스펙트럼 규범을 가진 잘 작동하는 스펙트럼 규범을 가지고 있다.

일부 레이어는 잘못 작동한다. 일반적으로 첫 번째 레이어가 그렇다. 이 잘못 작동하는 레이어가 붕괴의 원인인지를 파악하기 위해 G에 추가 컨디셔닝을 적용하는 효과를 연구

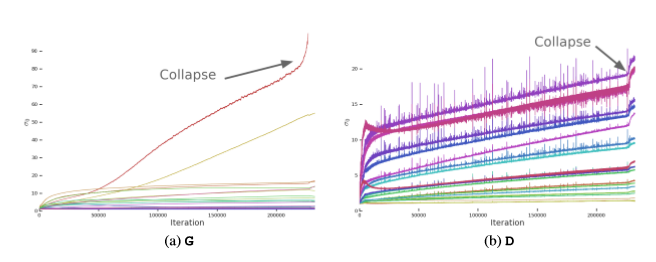
각 가중치의 상위 특이 값 σ0을 고정 값 σreg 또는 두 번째 특이 값 r · sg (σ1)의 일부 비율 r로 직접 정규화합니다. σ1 증가). 대안 적으로, 우리는 대신에 σ0을 클램핑하기 위해 부분 특이 값 분해를 사용한다. 가중치 W, 첫 번째 특이 벡터 u0 및 v0, σ0이 클램핑 될 값을 클램핑하면 가중치가 다음과 같이 됩니다. 

Spectral Normalization의 유무에 관계없이 이러한 기술은 σ0 또는 σ0 σ1의 점진적인 증가 및 폭발을 방지하는 효과가 있지만, 경우에 따라 성능이 약간 향상되지만 조합은 훈련 붕괴를 방지하지 않는다.

Discriminator 를 본다.

G와 마찬가지로 D의 가중치 스펙트럼을 분석하여 동작에 대한 통찰력을 얻은 다음 추가 제약 조건을 적용하여 훈련을 안정화시킨다.

G와는 달리, 스펙트럼은 노이즈가 있고 σ0/σ1은 잘 작동하며 특이 값은 훈련 기간 동안 커지지 만 폭발하지 않고 붕괴 될 때만 증가



D의 스펙트럼이 급등하면 주기적으로 매우 큰 기울기가 수신 될 수 있지만 Frobenius 규범이 부드럽다는 것을 알 수 있다. 이 효과는 주로 몇가지 단수 방향에 집중되어 있음.

이 noise가 적대적 훈련 과정을 통한 최적화의 결과

이 스펙트럼 노이즈가 불안정성과 인과 관계가있는 경우, 자연스러운 카운터는 gradient panelty를 사용하여 D의 Jacobian의 변경을 명시 적으로 규칙 화하는 것

R1제로 중심 gradient panelty 공식



γ 강도가 10이면 훈련이 안정되고 G와 D에서 스펙트럼의 부드러움과 경계가 향상되지만 성능이 크게 저하되어 IS가 45 % 감소합니다. 페널티 강도가 1 (급격한 붕괴가 발생하지 않는 가장 낮은 강도)로 감소하더라도 IS는 20 % 감소합니다.

요약:

안정성은 G 또는 D에서만이 아니라 적대적 훈련 과정을 통한 상호 작용에서 비롯된 것

열악한 컨디셔닝의 증상은 불안정성을 추적하고 식별하는 데 사용될 수 있지만, 트레이닝에 필요한 합리적인 컨디셔닝을 보장하여 최종 트레이닝 붕괴를 방지하기에 충분

D를 강력하게 제한하여 안정성을 강화할 수 있지만 그렇게하면 성능이 크게 저하됩니다. 현재의 기술을 사용하면이 컨디셔닝을 완화하고 훈련 후반 단계에서 붕괴가 발생하여 더 나은 최종 성능을 달성 할 수 있으며,이 때 모델은 충분한 결과를 얻도록 훈련됩니다.

우리는 Generative Adversarial Networks가 충실도 및 생성 된 샘플의 다양성 측면에서 스케일 업을 통해 여러 범주의 자연 이미지를 모델링하도록 훈련되었음을 입증

대규모 GAN의 훈련 행동에 대한 분석을 제시하고, 무게의 단일 값으로 안정성을 특성화하고 안정성과 성능 사이의 상호 작용에 대해 논의