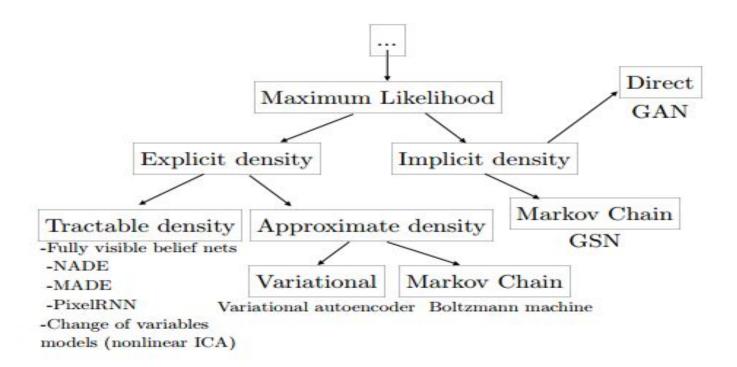
Deep Learning através das abstrações

— Generative Adversarial Networks — (GANs)

Generative Models



Conceito Básico

- Método de aprendizado não supervisionado
- Se baseia no conceito de jogos de soma zero
 - A priori é um framework bem geral, porém usaremos redes neurais para as nossas funções
- Usa redes neurais para treinar um modelo generativo
- Analogia das obras de arte

Estrutura

- Duas redes neurais
 - Discriminador
 - Rede que julga se a imagem gerada é verdadeira (pertence a distribuição) ou não
 - Gerador
 - Rede que gera novas imagens e tenta enganar o discriminador
 - Em geral aprende a mapear de um espaço latente (vetor de dimensão bem menor que a imagem) para a distribuição das imagens

Treinamento

- Discriminador
 - É treinado recebendo as imagens originais e as geradas pela rede generativa.
 - Tem que sabe dizer qual é real e qual é falsa
 - Podemos usar como erro a entropia cruzada
 - Heuristicamente é melhor evitar certeza (colocar 0.9 em vez de 1 no valor a ser predito para os membros da distribuição real)
 - Recomenda-se trená-lo sozinho um pouco antes para ter gradientes mais smooth

Treinamento

Gerador

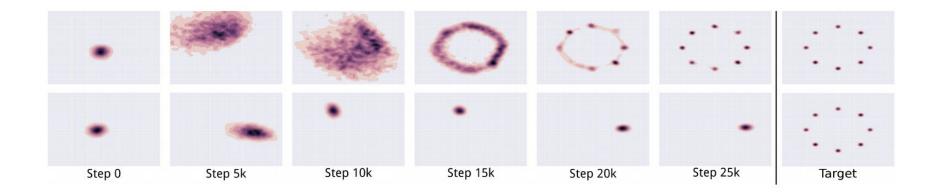
- Recebe como entrada um vetor aleatório
- Tem que conseguir enganar o discriminador
- Inicialmente usava-se o negativo da loss do discriminador, mas alguns preferem
 -E_z(log D(G(z))) por questões heurísticas (menor chance de vanishing gradient e faz mais sentido)

Dificuldades no treinamento

- O descriminador pode ficar muito melhor que o gerador
- Por estarmos otimizando duas funções opostas muitas vezes nem convergimos

Mode Collapse

- Distribuições são multimodais
- O Gerador muitas vezes aprende apenas a moda que o discriminador tem maior dificuldade
- Porém para o discriminador passa a valer a pena considerar todo mundo dessa moda falso



Mode Collapse

- Surge da diferença de minimax e maxmin
- Se fizermos minimax estamos a salvo de mode collapse
- Mas a priori a otimização é simultânea

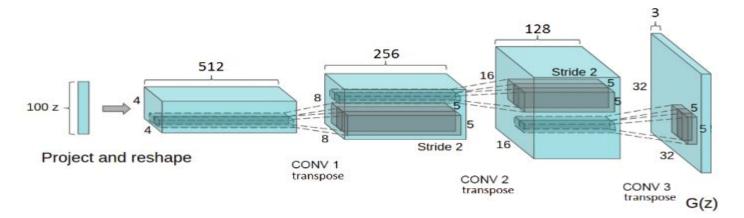
$$\min_{G} \max_{D} V(G, D) \neq \max_{D} \min_{G} V(G, D)$$

• D in inner loop: convergence to correct distribution

• G in inner loop: place all mass on most likely point

Deep Convolutional GANs

- Arquitetura um pouco diferente
- Camadas convolucionais
- Nada de Pooling
- Batch Normalization
- Mitiga muito dos problemas anteriores



Aplicações

- World Models
 - Reinforcement Learning que sonha
- Image Augmentation
 - o 99.1 % de acurácia no MNIST usando apenas 10 exemplos por classe
- Multimodal learning

Aplicações

Super-Resolution



(Ledig et al 2016)

Aplicações

Super-Resolution



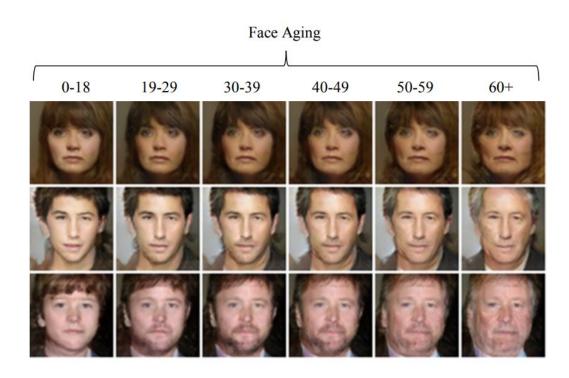
• <u>BigGAN</u>



• <u>StyleGAN</u>



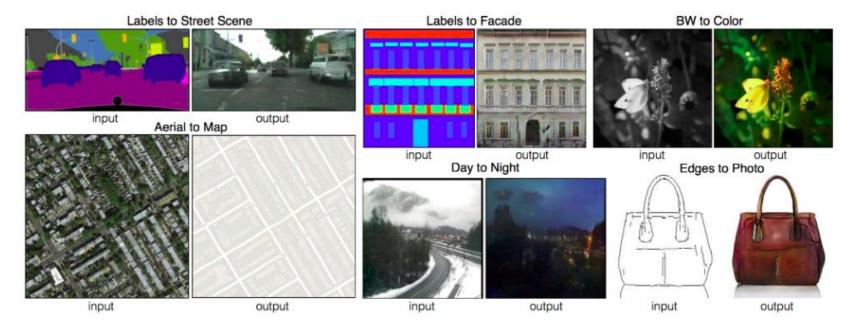
Age c-GAN



cycleGAN



pix2pix



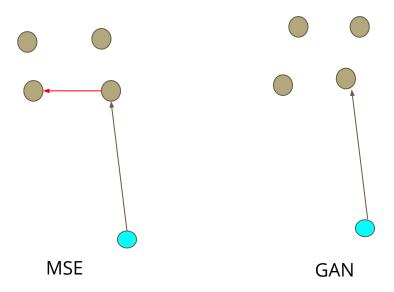
stackGAN



• <u>GauGAN</u>

Pontos Filosóficos

Permite várias respostas corretas



Pontos Filosóficos

- Nosso aprendizado muitas vezes é mais parecido com uma GAN do que com outras técnicas de Deep Learning
 - Como você aprendeu a escrever?
 - o Que é aprender algo, qual seria a função a se maximizar
 - No contexto do sistema educacional é que temos provas para simular uma função a se maximizar
 - Mas a gente sabe que isso é ruim
- Inclusive, podemos interpretar o discriminador como um professor (apontando saídas corretas) do que como um adversário, e todo o processo é análogo a noção de deliberate practice (K. Anders Ericsson)

Resources

- Machine Learning Tokyo GAN Workshop
 - o Resourcesception!
- Ian Goodfellow: Generative Adversarial Networks (NIPS 2016 tutorial)
- GAN Dissection
- GAN Series
- Deep Learning Book (pag 696)