

法律声明

□ 本课件包括：演示文稿，示例，代码，题库，视频和声音等，小象学院拥有完全知识产权的权利；只限于善意学习者在本课程使用，不得在课程范围外向任何第三方散播。任何其他人或机构不得盗版、复制、仿造其中的创意，我们将保留一切通过法律手段追究违反者的权利。

□ 课程详情请咨询

■ 微信公众号：大数据分析挖掘

■ 新浪微博：ChinaHadoop



生成对抗网络

主讲人： 李伟

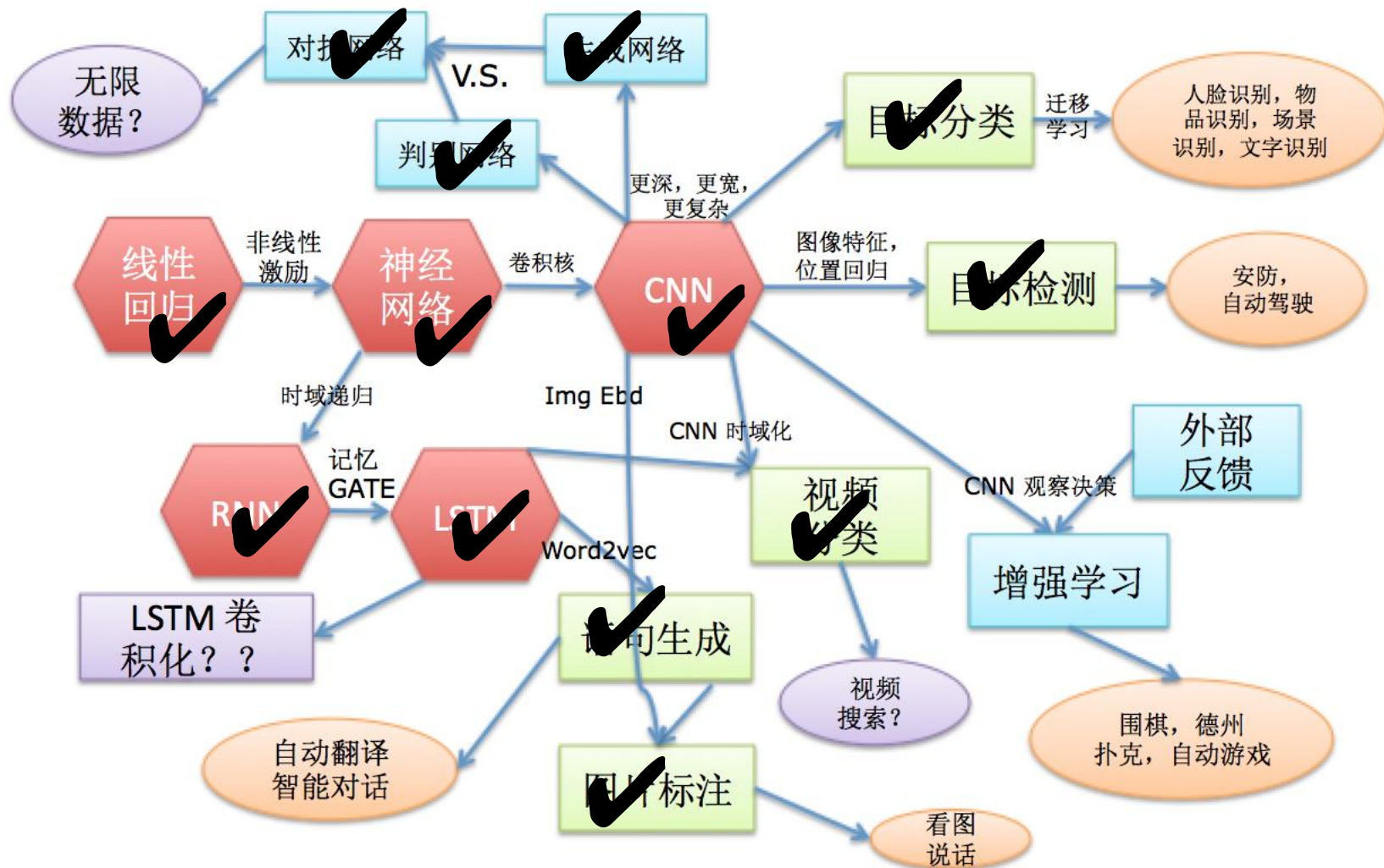
纽约城市大学博士

主要研究深度学习，计算机视觉，人脸计算
多篇重要研究文章作者，重要会议期刊审稿人

微博ID: weightlee03 (相关资料分享)

GitHub ID: wiibrew (课程代码发布)

结构



提纲

- 1. 生成对抗网络(GAN)基础
- 2. 深度GAN
- 3. 条件GAN
- 4. InfoGAN
- 5. Wasserstein GAN
- 实例：图片生成器

期待目标

- 1. 了解GAN基本原理，生成网络与判别网络合作方式
- 2. 理解深度，条件，解析GAN对基本GAN网络的扩展
- 3. 明白WassGAN在原理上的进步
- 4. 实例学习，学会用图片条件GAN得到想要的图片生成器

提纲

- 1. 生成对抗网络(GAN)基础
- 2. 深度GAN
- 3. 条件GAN
- 4. InfoGAN
- 5. Wasserstein GAN
- 实例：图片生成器

生成对抗网络(GAN)基础

□ 生成对抗网络

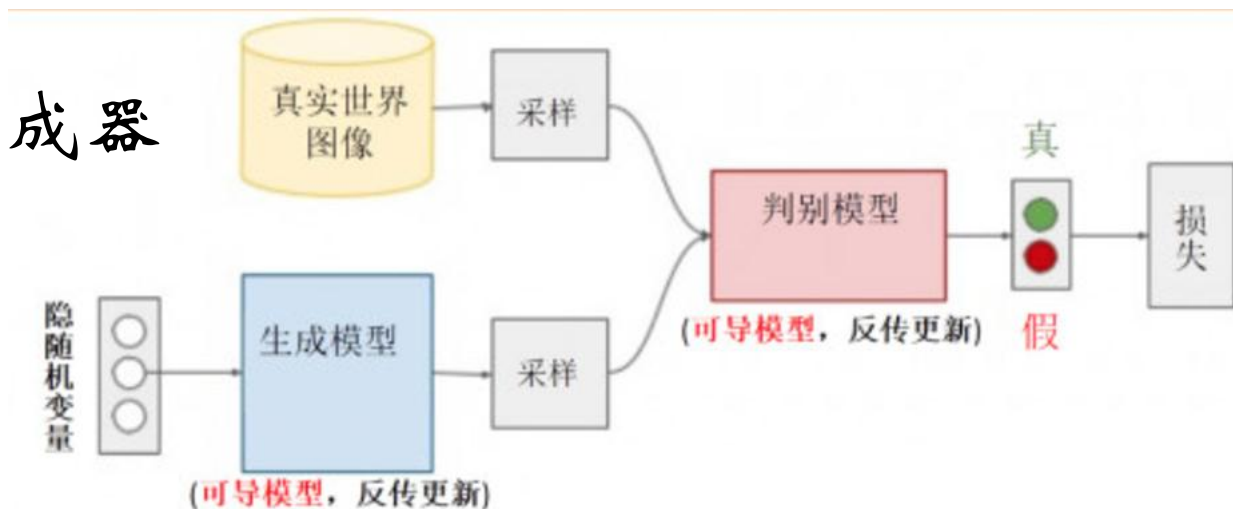
本质：图片生成器

组成：

D：判别网络

G：生成网络

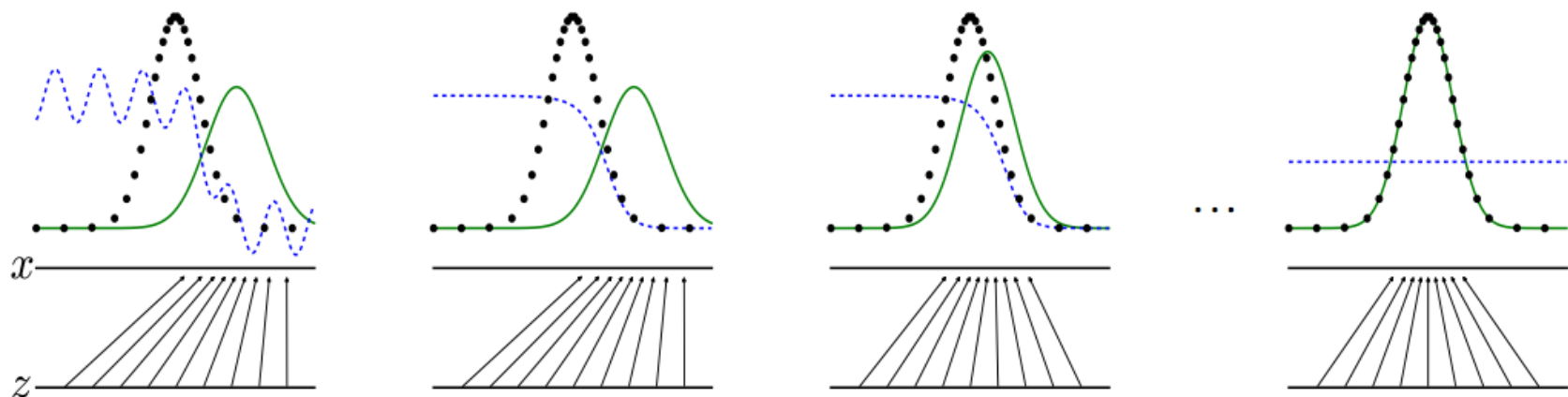
Loss：判别是真实模型的概率：是/否真值



生成对抗网络(GAN)基础

□ 生成对抗网络

数学原理 [<https://arxiv.org/pdf/1406.2661.pdf>]



z : 均匀分布变量 x : 某空间的数据 $z \rightarrow x$ 生成某空间数据

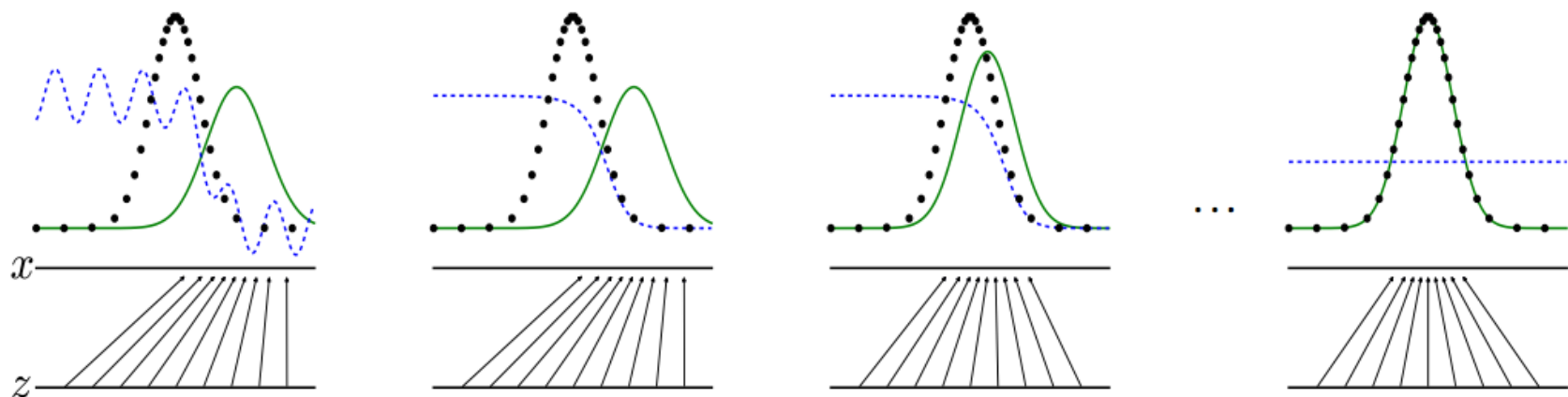
黑线: 目标标准分布 绿线: 生成数据分布

蓝线: 判断函数 (根据 x 大小判断是否真实的概率)

生成对抗网络(GAN)基础

□ 生成对抗网络

数学原理 [<https://arxiv.org/pdf/1406.2661.pdf>]

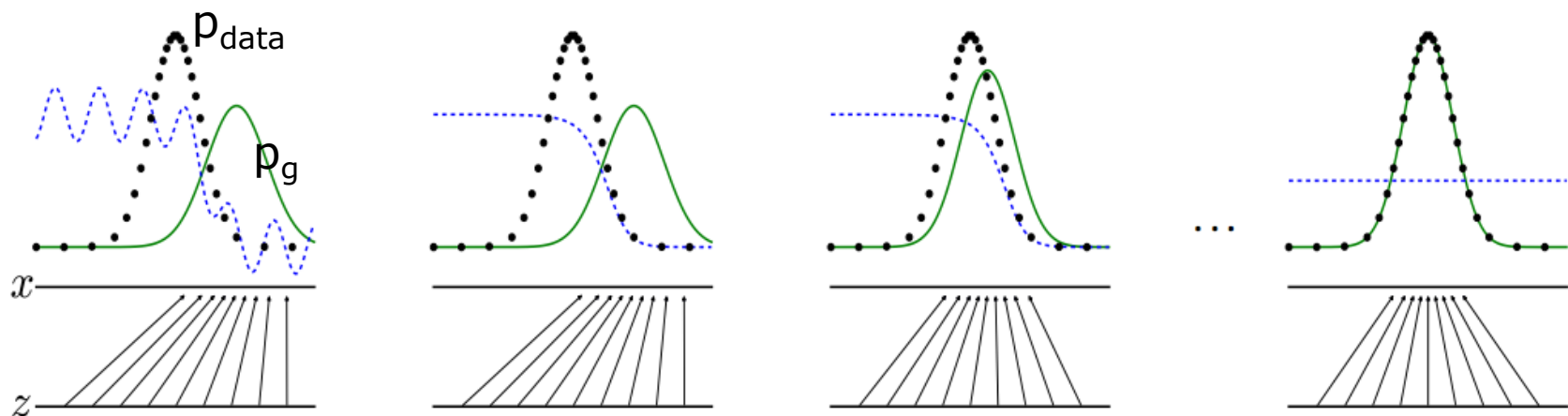


1. 初始状态：生成数据同真实数据差距明显，容易判别
2. 训练过程：对是否真实判断得到的loss引导生成模型更新，差距减少
3. 最终状态：生成数据同真实数据相似，无法识别

生成对抗网络(GAN)基础

□ 生成对抗网络

数学原理 [<https://arxiv.org/pdf/1406.2661.pdf>]



假设前提：判别模型D，生成模型G具有学习能力，能够收敛

目标：

$$\min_G \max_D V(D, G) = \mathbb{E}_{x \sim p_{data}(x)} [\log D(x)] + \mathbb{E}_{z \sim p_z(z)} [\log(1 - D(G(z)))].$$

生成对抗网络(GAN)基础

□ 简单模型

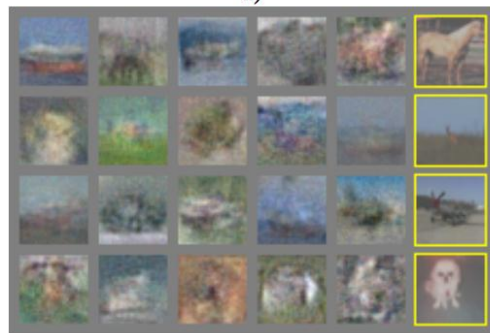
G: relu + sigmoid nn; D: maxout



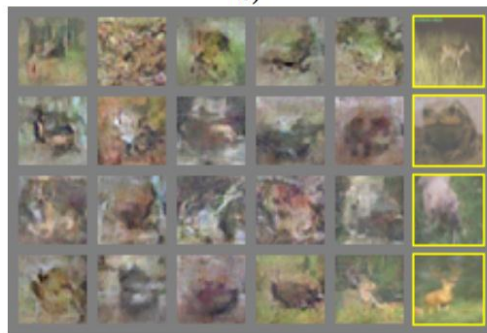
a)



b)



c)



d)

生成对抗网络(GAN)基础

□ 生成对抗网络

优点：

1. 不需要大量label数据，loss来源于D判定
2. 产生大量生成数据用于训练，接近无监督学习
3. 可以和深度神经网络结合

缺点：

1. 数据直接生成，没有推导过程
2. 生成器，判别器需要配合共同训练难度较大
3. 容易出现训练失败

生成对抗网络(GAN)基础

□ 生成对抗网络

可能性：

1. 连接神经网络扩展
2. 输入不仅是噪声信号
3. 时域信号生成

提纲

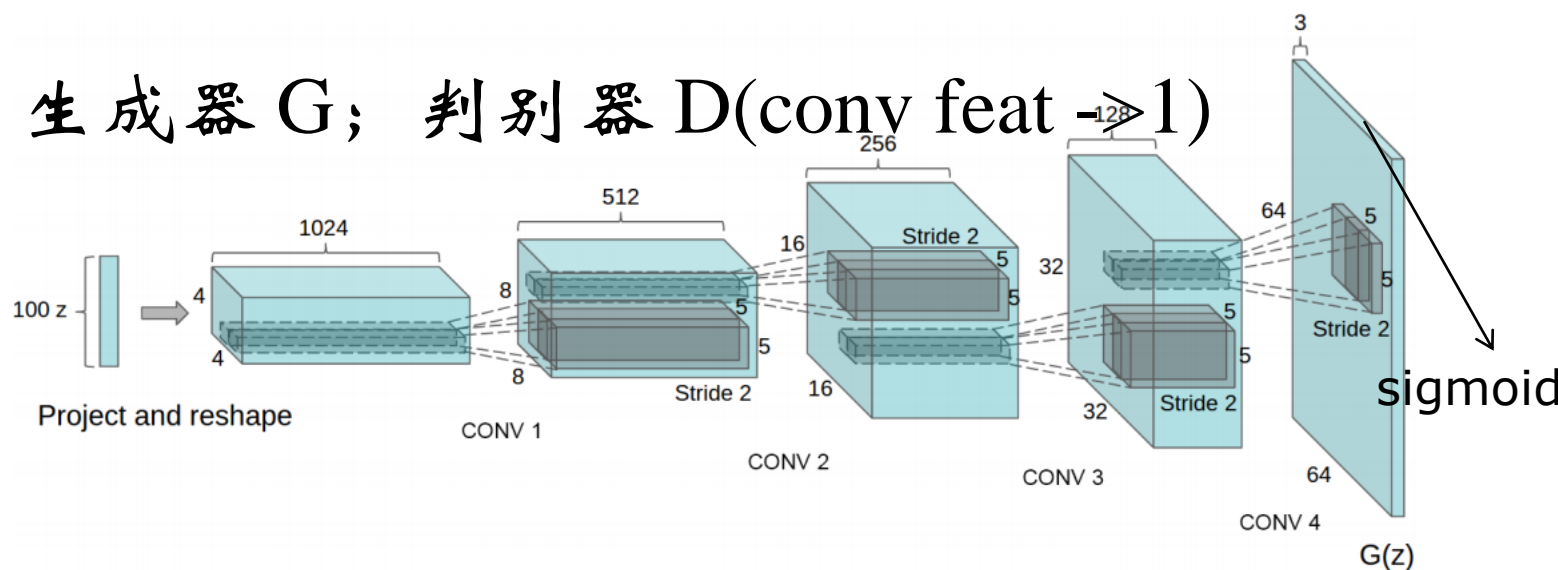
- 1. 生成对抗网络(GAN)基础
- 2. 深度GAN
- 3. 条件GAN
- 4. InfoGAN
- 5. Wasserstein GAN
- 实例：图片生成器

深度GAN-DCGAN

□ DCGAN(Deep Convolutional GAN)

卷积神经网络 + GAN

变化：生成器 G；判别器 D(conv feat $\rightarrow 1$)



深度GAN-DCGAN

□ DCGAN结构细节

1. 没有pooling, stride conv 或deconv
2. 运用batchnorm
3. 不要FC
4. 非线性激励ReLU(G), LeakyReLU (D).

深度GAN-DCGAN

□ DCGAN结果

LSUN卧室图片集DCGAN生成结果



深度GAN-DCGAN

□ DCGAN模型研究

D用作特征提取工具

特征来源：D model各层特征→28672维向量

L2 SVM training

Table 1: CIFAR-10 classification results using our pre-trained model. Our DCGAN is not pre-trained on CIFAR-10, but on Imagenet-1k, and the features are used to classify CIFAR-10 images.

Model	Accuracy	Accuracy (400 per class)	max # of features units
1 Layer K-means	80.6%	63.7% ($\pm 0.7\%$)	4800
3 Layer K-means Learned RF	82.0%	70.7% ($\pm 0.7\%$)	3200
View Invariant K-means	81.9%	72.6% ($\pm 0.7\%$)	6400
Exemplar CNN	84.3%	77.4% ($\pm 0.2\%$)	1024
DCGAN (ours) + L2-SVM	82.8%	73.8% ($\pm 0.4\%$)	512

用ImageNet数据训练D，G，高效特征表达

深度GAN-DCGAN

□ DCGAN模型研究

特征分析：改变部分噪声参数值

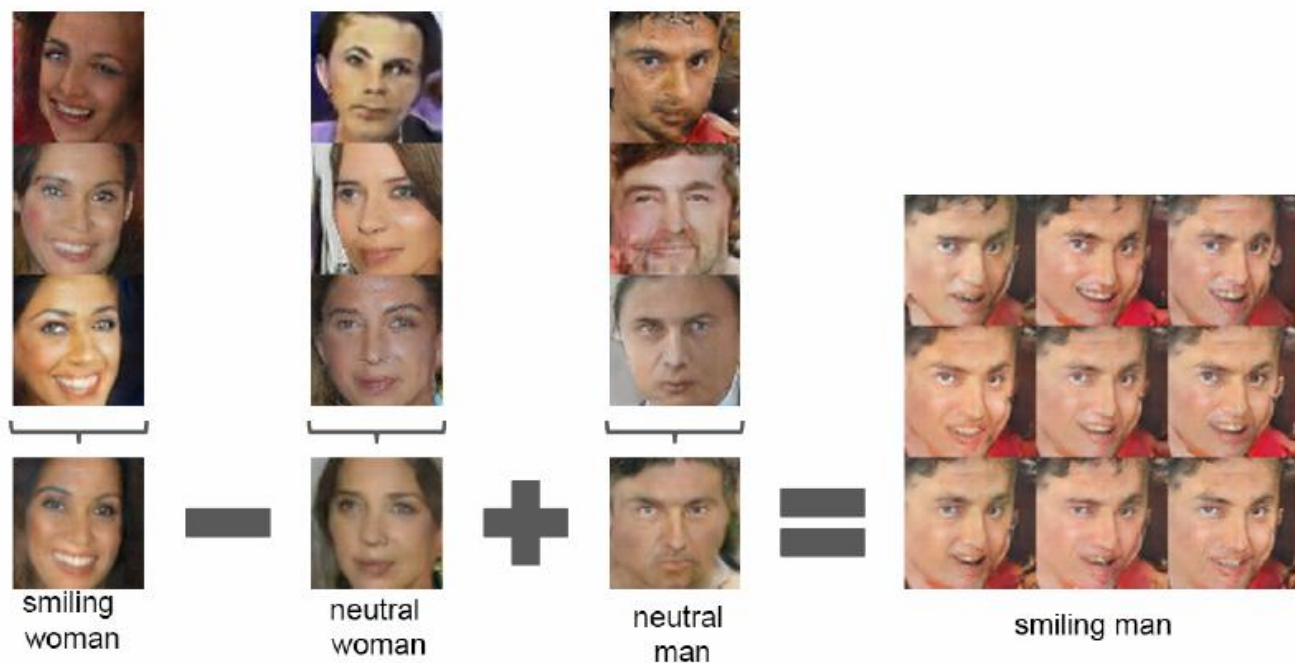


深度GAN-DCGAN

特征研究

向量运算

噪声输入运算，生成不同图片

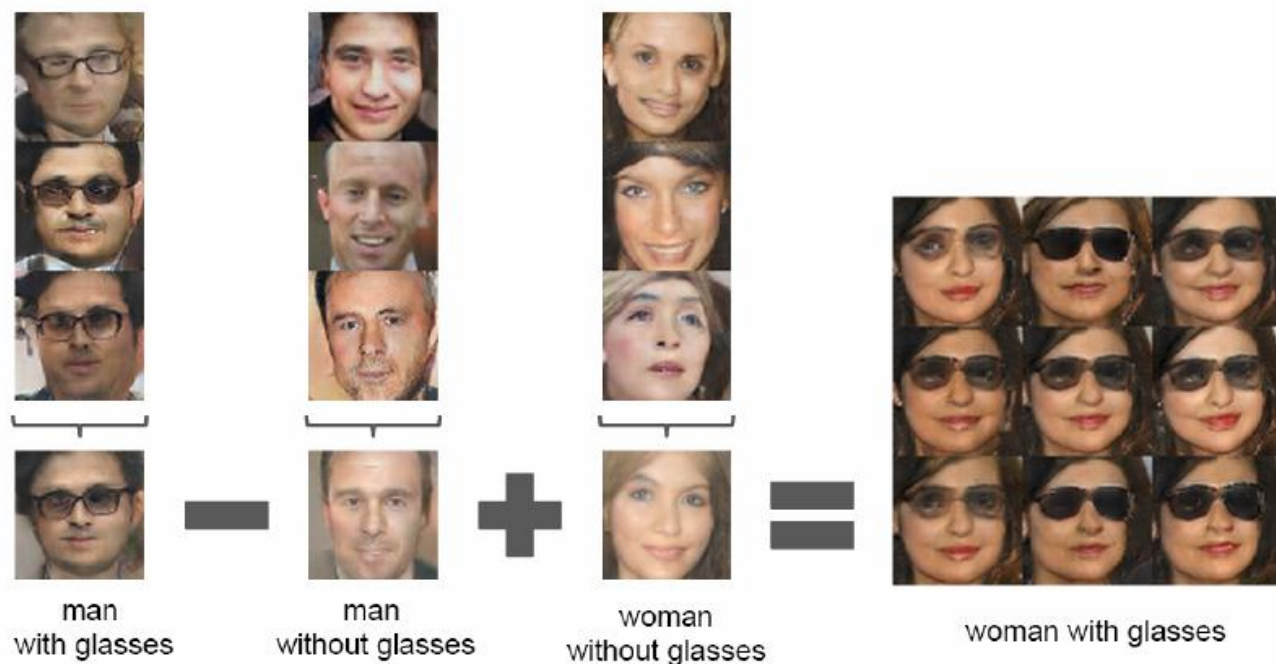


深度GAN-DCGAN

特征研究

向量运算：

噪声输入运算，生成不同图片



深度GAN-DCGAN

特征研究

向量运算

方向插值，生成中间朝向数据



深度GAN-DCGAN

□ DCGAN总结

1. GAN同深度CNN网络结合
2. 噪声输入有着重要作用，可以实现有意义运算
3. 对输入信号实际意义可以有更深研究，定性输出有可能

提纲

- 1. 生成对抗网络(GAN)基础
- 2. 深度GAN
- 3. 条件GAN
- 4. InfoGAN
- 5. Wasserstein GAN
- 实例：图片生成器

条件GAN

□ cGAN (conditional)

用一些信息对GAN的生成图片进行范围约束

信息的类型：文字；图片

训练过程输入：

随机信息 + 约束信息特征

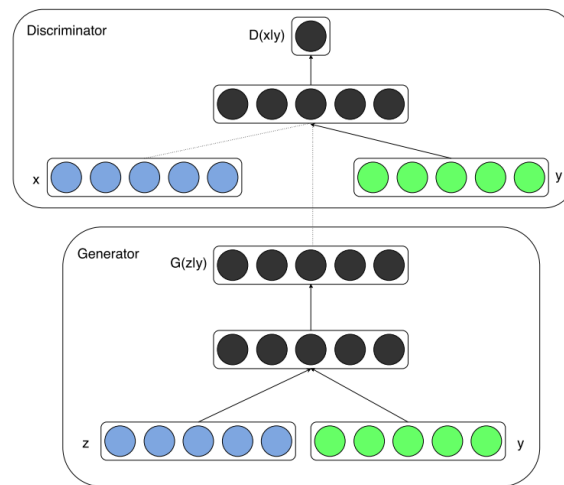


Figure 1: Conditional adversarial net

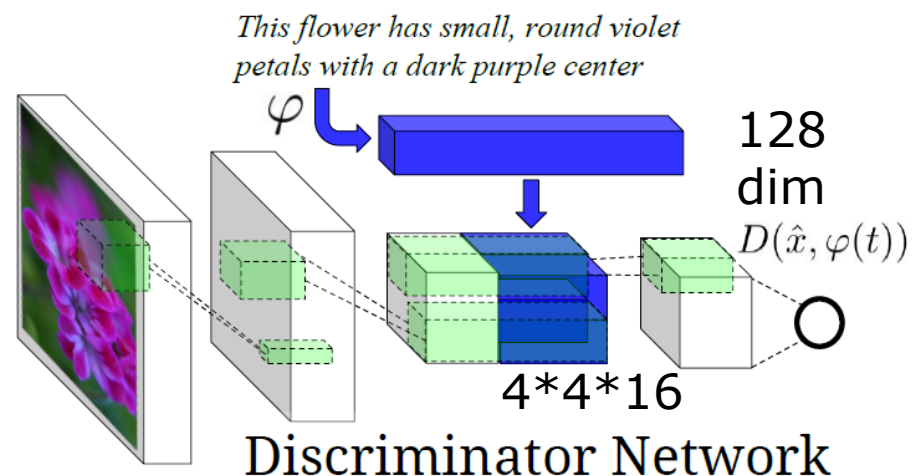
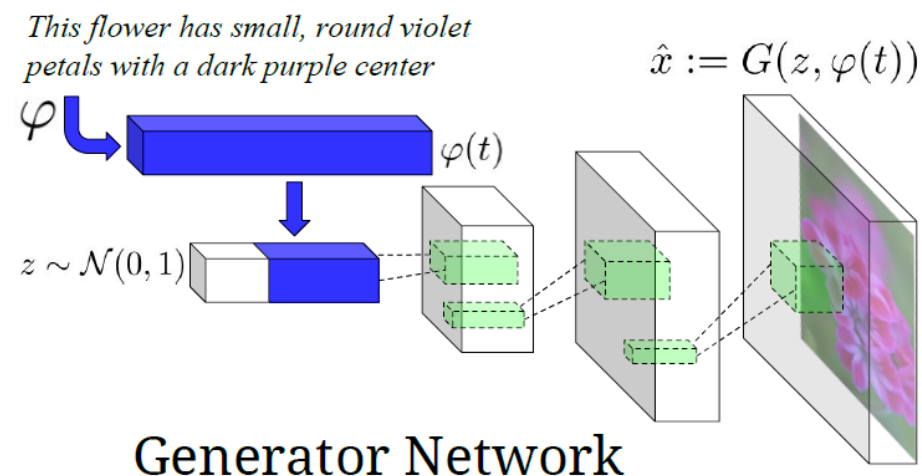
条件GAN

- cGAN (conditional)

文字作为条件

训练过程输入:

随机信息 + 约束信息特征



条件GAN

□ cGAN (conditional)

文字约束

‘Blue bird with black beak’ →
‘Red bird with black beak’



‘Small blue bird with black wings’ →
‘Small yellow bird with black wings’



‘This bird is bright.’ → ‘This bird is dark.’



‘This bird is completely red with black wings’



‘this bird is all blue, the top part of the bill is
blue, but the bottom half is white’



‘This is a yellow bird. The wings are bright blue’



Image



Style vector



Style transferred image

Text description

条件GAN

□ cGAN (conditional)

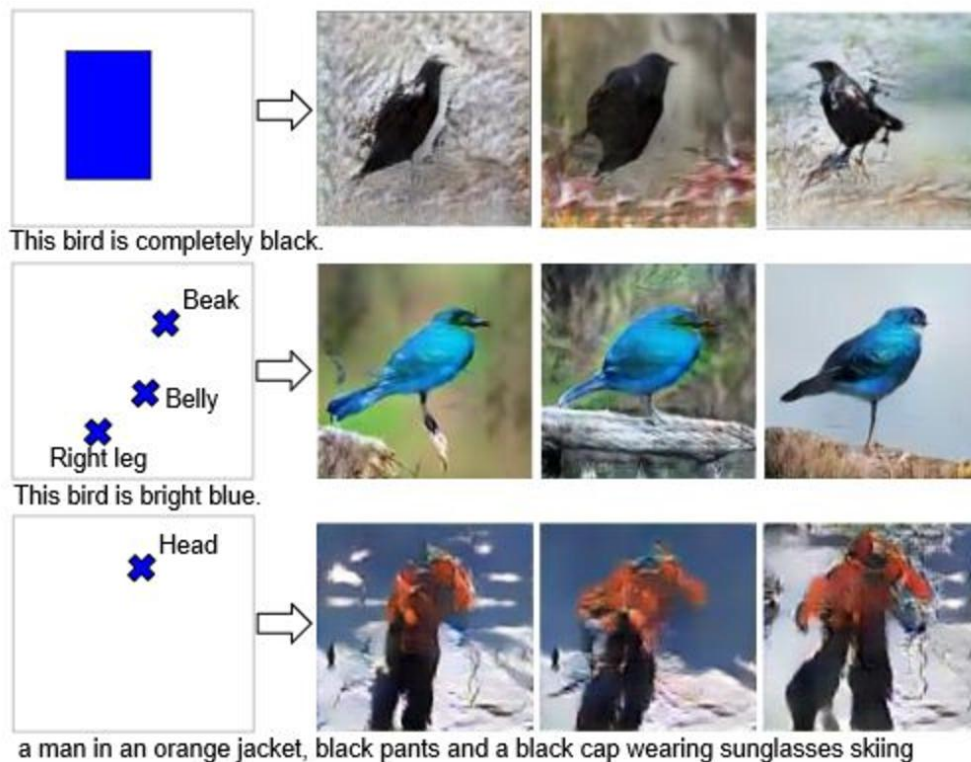
文字 + 位置约束

Where and what?

文字确定生成什么

位置确定在哪里

二者如何融合?



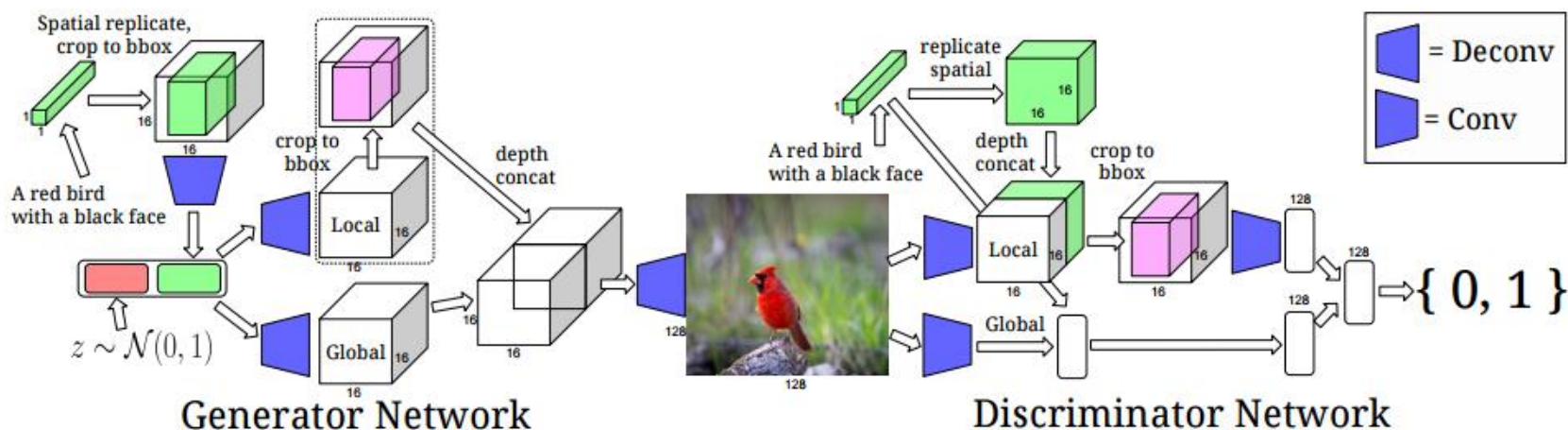
<https://arxiv.org/abs/1610.02454>

条件GAN

□ cGAN (conditional)

文字 + 位置约束

Where and what?



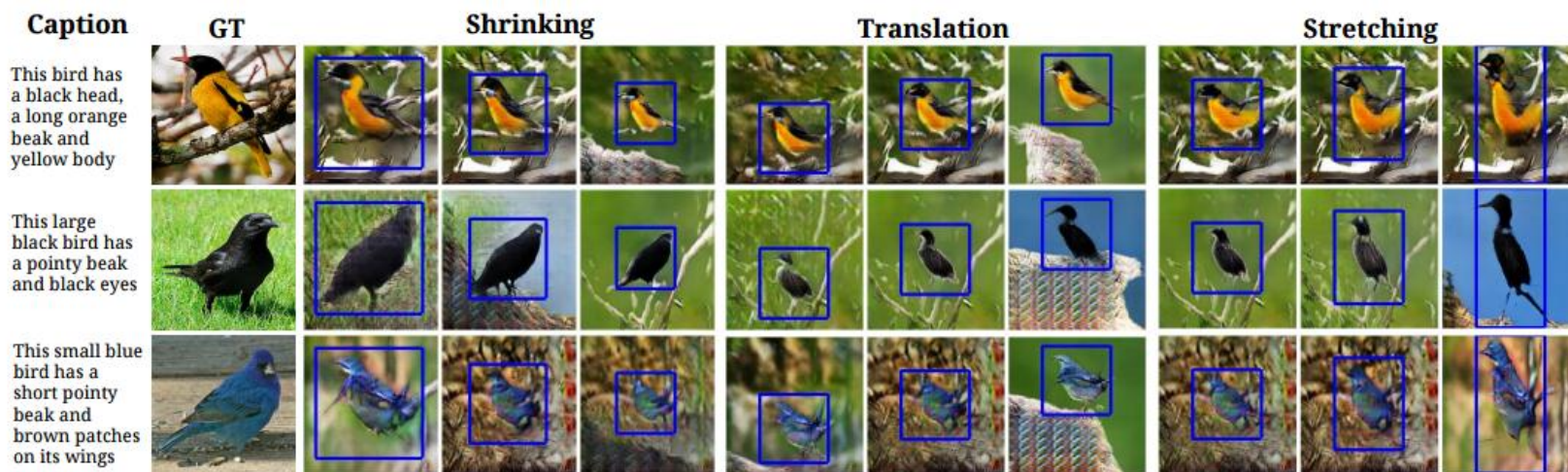
<https://arxiv.org/abs/1610.02454>

条件GAN

□ cGAN (conditional)

文字 + 位置约束

Where and what?



<https://arxiv.org/abs/1610.02454>

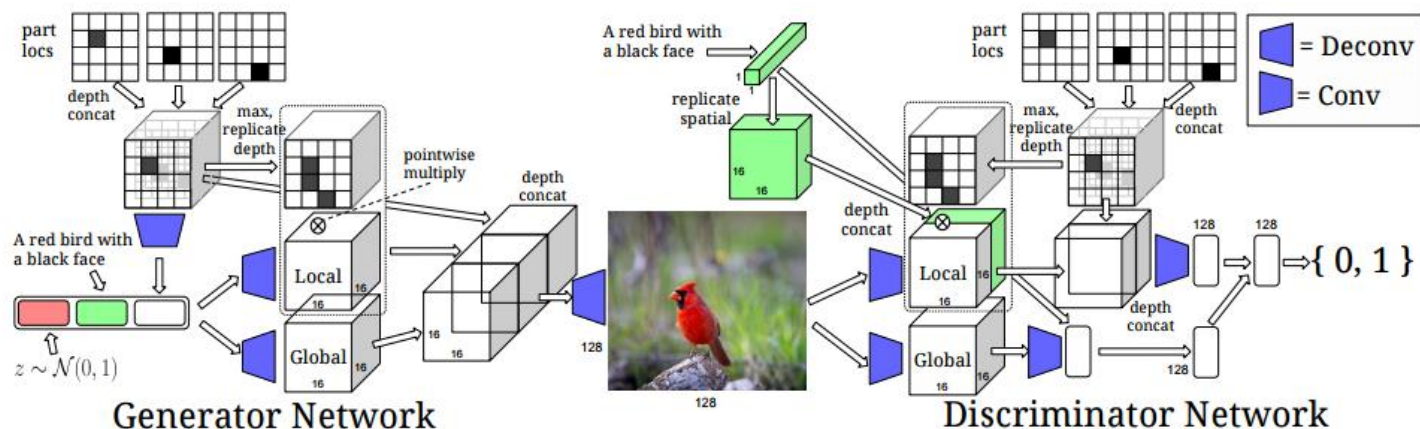
条件GAN

□ cGAN (conditional)

某位置的文字约束 – key points condition

Where and what?

关键点多
层次参与
图片生成

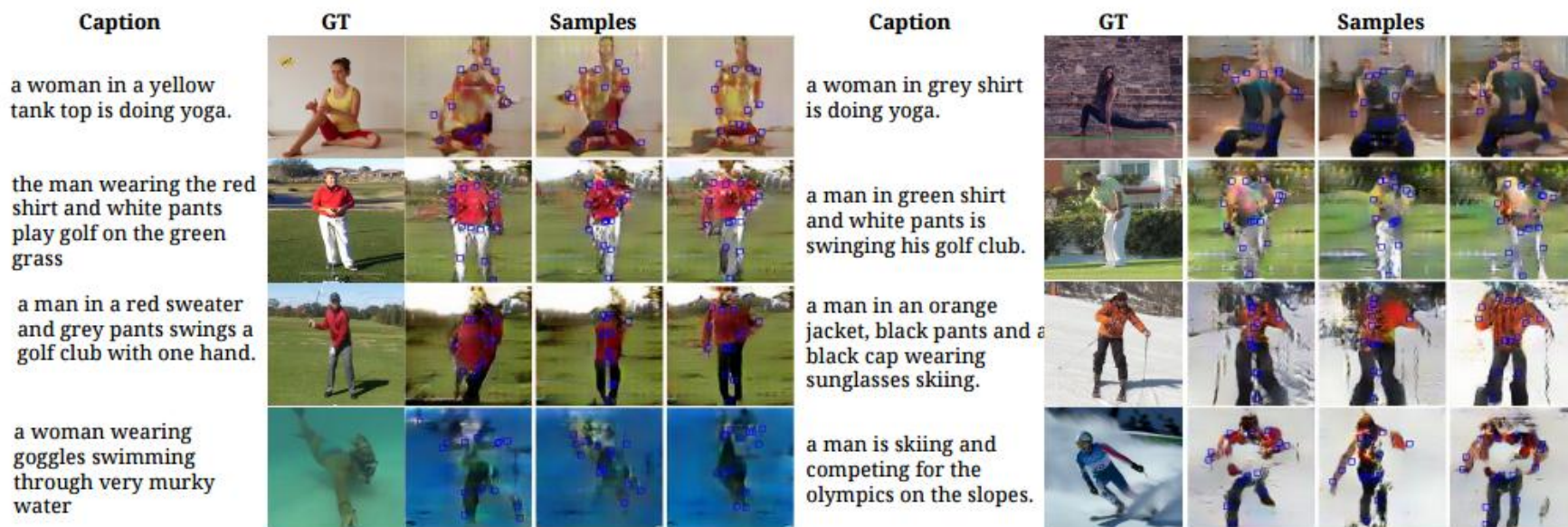


<https://arxiv.org/abs/1610.02454>

条件GAN

□ cGAN (conditional)

某位置的文字约束 – key points condition



<https://arxiv.org/abs/1610.02454>

条件GAN

□ cGAN (conditional)

约束条件是图片 - 生成相关的图片

映射关系无限可能

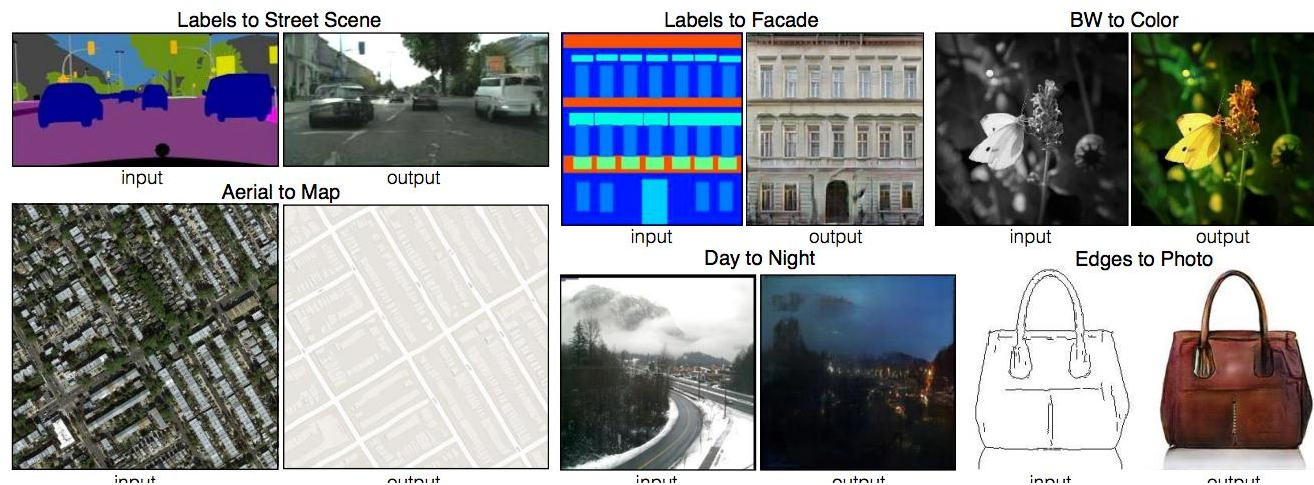
图片分割

轮廓生成

热图生成

图片补全

高精度生成



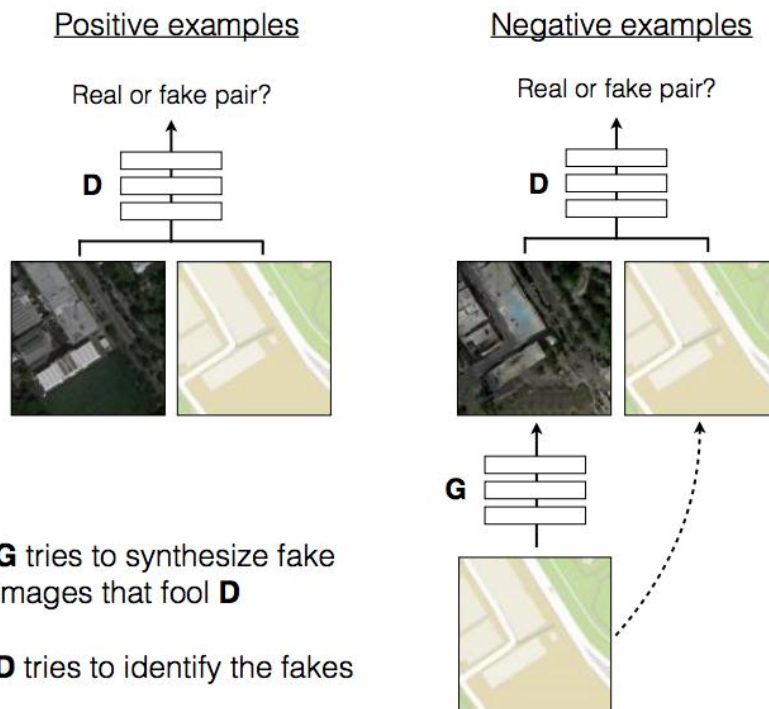
<https://arxiv.org/pdf/1611.07004v1.pdf>

条件GAN

□ cGAN (conditional)

模型结构

随机输入同图片结合，
G学习图片到转化图片的映射
关系，D判断生成图片和真实
图片是否一致



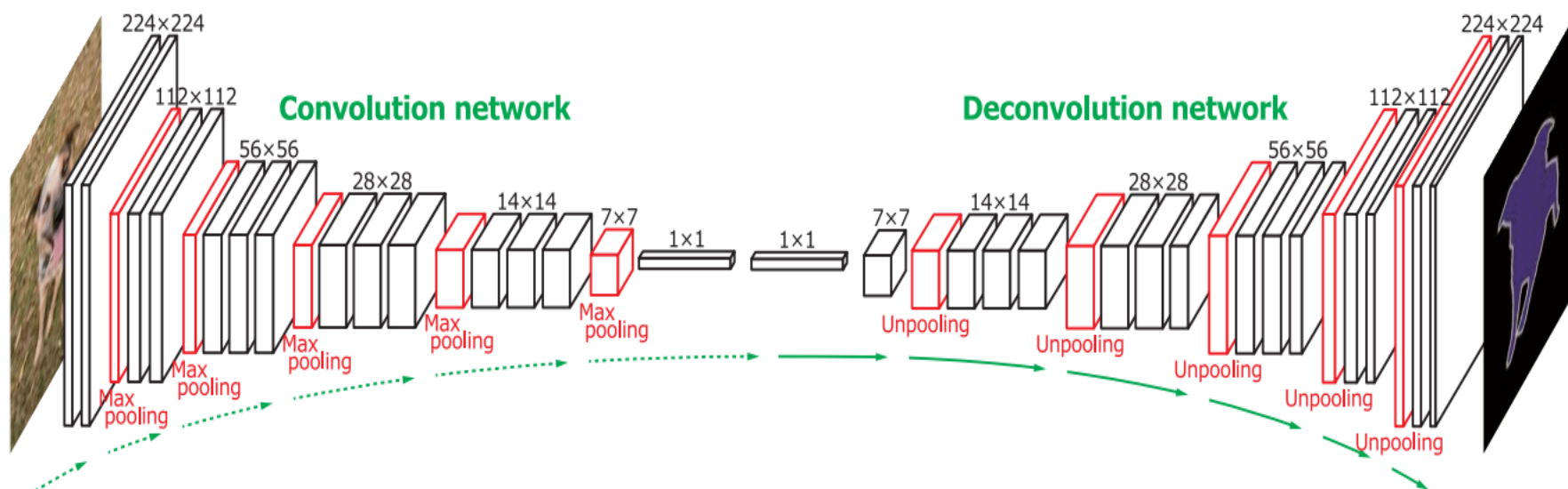
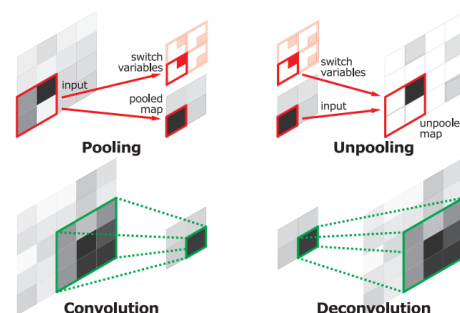
$$\mathcal{L}_{cGAN}(G, D) = \mathbb{E}_{x, y \sim p_{data}(x, y)} [\log D(x, y)] + \mathbb{E}_{x \sim p_{data}(x), z \sim p_z(z)} [\log(1 - D(x, G(x, z)))],$$

条件GAN

□ cGAN (conditional)

模型结构：G

反池化，反卷积结构 (deconv)



条件GAN

□ cGAN (conditional)

模型结构：D: PatchGAN

图片整体优化会造成生成的图片边界模糊，高频信息难以估计。

解决方案：判别器关注在local区域

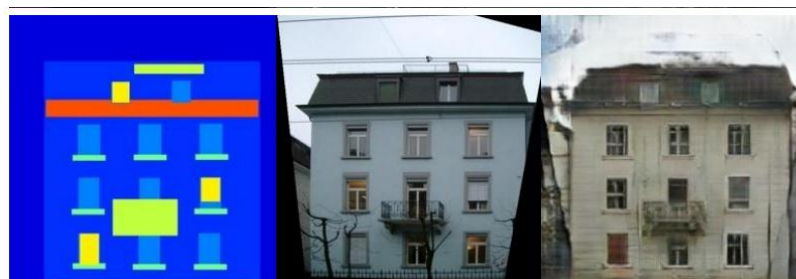
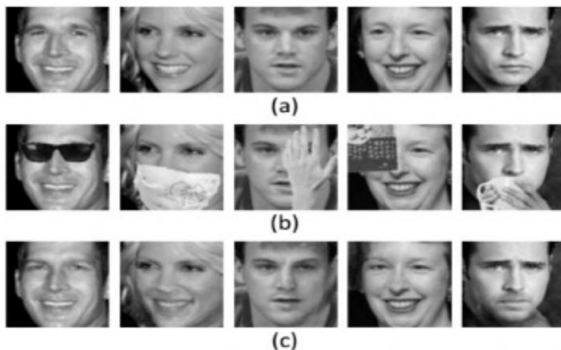


Patch size大小对生成图片的影响

条件GAN

□ cGAN (conditional)

模型结果



<https://arxiv.org/abs/1612.08534>



提纲

- 1. 生成对抗网络(GAN)基础
- 2. 深度GAN
- 3. 条件GAN
- 4. InfoGAN
- 5. Wasserstein GAN
- 实例：图片生成器

InfoGAN

□ DCGAN 中，随机参数 z 的值有一定实际意义，如果有 text label 可以学习这种约束关系，如果没有 label 数据，能否自动学会确定映射关系？

□ InfoGAN: 自动学习 z 中部分变量意义

1. z 分为两部分， c 和 z
2. c 代表数据分布某种物理意义， z 随机信号



Varying c_1 on InfoGAN (Digit type)



Varying c_2 from -2 to 2 on InfoGAN (Rotation)

InfoGAN

□ DCGAN – InfoGAN – cGAN

DCGAN, InfoGAN 没有额外数据标注

DCGAN z 对生成数据控制作用不确定, 需要尝试观察

InfoGAN 没有额外标注, 能够学到 c 与生成图片关系。引入Mutual Info概念。参与目标函数的确定, 关系越紧密 I 越高, 训练过程使Mutual Info高, 实现生成图片同 c 的联系。

$$I(X; Y) = H(X) - H(X|Y) = H(Y) - H(Y|X)$$

$$\min_G \max_D V_I(D, G) = V(D, G) - \lambda I(c; G(z, c))$$

InfoGAN

□ InfoGAN结果

确定c向量长度

观察各个c物理意义

特点：无监督学习

自动学到模式

可用于生成特点图片

要求：训练图片模式

比较明显



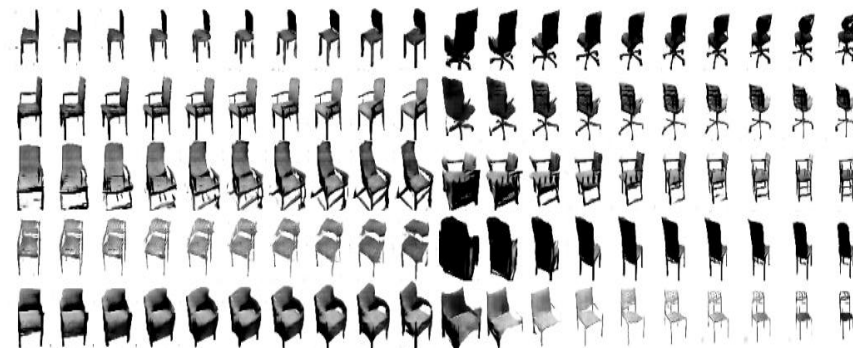
(a) Azimuth (pose)

(b) Presence or absence of glasses



(c) Hair style

(d) Emotion



(a) Rotation

(b) Width

提纲

- 1. 生成对抗网络(GAN)基础
- 2. 深度GAN
- 3. 条件GAN
- 4. InfoGAN
- **5. Wasserstein GAN**
- 实例：图片生成器

5. Wasserstein GAN

□ GAN存在问题

训练困难，G k次，D一次。。

Loss无法知道优化

生成样本单一

改进方案靠暴力尝试

□ 原因

Loss函数选择不合适，使模型容易面临梯度消失，
梯度不稳定，优化目标不定导致模型失败

<https://arxiv.org/pdf/1701.07875.pdf>

<https://zhuanlan.zhihu.com/p/25071913>

5. Wasserstein GAN

□ WGAN特点

1. 无需平衡D, G的训练组合
2. 解决collapse model问题, 保证样本多样性
3. 结构更改简单有效

□ 改进方法:

1. 判别器最后一层去掉sigmoid
2. 生成器和判别器的loss不取log
3. 判别器的参数更新截断
4. 不要用基于动量的优化算法

5. Wasserstein GAN

□ WGAN效果

WGAN: DCGAN

成功案例



DC失败



没有BN

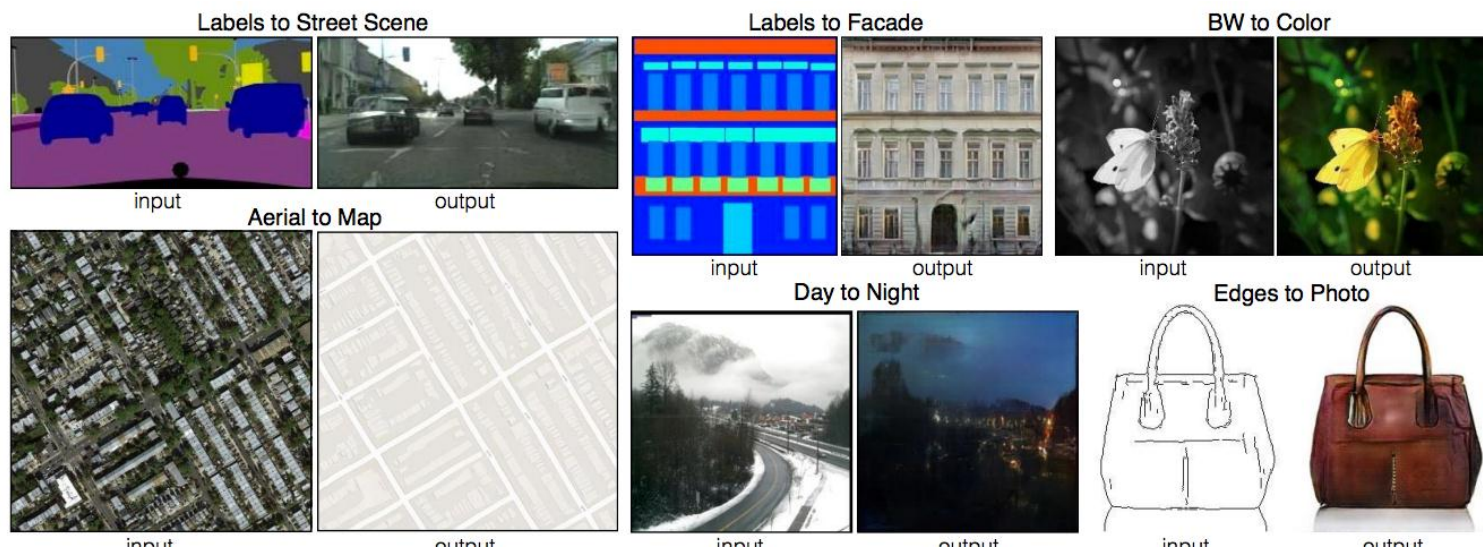


提纲

- 1. 生成对抗网络(GAN)基础
- 2. 深度GAN
- 3. 条件GAN
- 4. InfoGAN
- 5. Wasserstein GAN
- 实例：图片生成器

实例：图片生成器

□ Image condition-pix2pix



总结

- 1. 了解GAN基本原理，生成网络与判别网络合作方式
- 2. 理解深度，条件，解析GAN对基本GAN网络的扩展
- 3. 明白WassGAN在原理上的进步
- 4. 实例学习，学会用图片条件GAN得到想要的图片生成器

总结

□ 有问题请到课后交流区

□ 问题答疑：<http://www.xxwenda.com/>

■ 可邀请老师或者其他人回答问题

□ 课堂QQ群438285995，微信群

□ 讲师微博：weightlee03，每周不定期分享DL资料

□ GitHub ID：wiibrew（课程代码发布）