

# 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：小象

■ 新浪微博：ChinaHadoop



# 第9课 生成式对抗网络

---

## Generative Adversarial Network (GAN)

主讲人：张宗健

悉尼科技大学博士

主要研究方向： 计算机视觉、视觉场景理解、图像&语言、深度学习  
图像检索CbIR、Human ReID等

# 本章结构

---

- 对抗生成网络(GAN)
- GAN在图像生成中的应用
- GAN在传统CV问题中的应用
- 应用实例：SRGAN超分辨

# 生成模型

学习数据分布：

- 概率密度函数估计



- 数据样本生成



# 生成模型

---

## 模型目标：

- 训练数据集的模型：  $x \sim p_{\text{train}}(x)$
- 生成样本的模型：  $x \sim p_{\text{model}}(x)$
- 令  $p_{\text{model}}(x) = p_{\text{data}}(x)$

## 解决问题：

- 构建高维、复杂概率分布
- 数据缺失
- 多模态输出
- 真实输出任务
- 未来数据预测

# 生成模型

最大似然估计  
Maximum Likelihood

显式密度估计  
Explicit density

隐式密度估计  
Implicit density

精确密度估计  
Tractable density

近似密度估计  
Approximate density

马尔科夫链  
Markov Chain

直接生成  
(GAN)

马尔科夫链  
Markov Chain

变分  
Variational

# 对抗式生成网络（GAN）

---

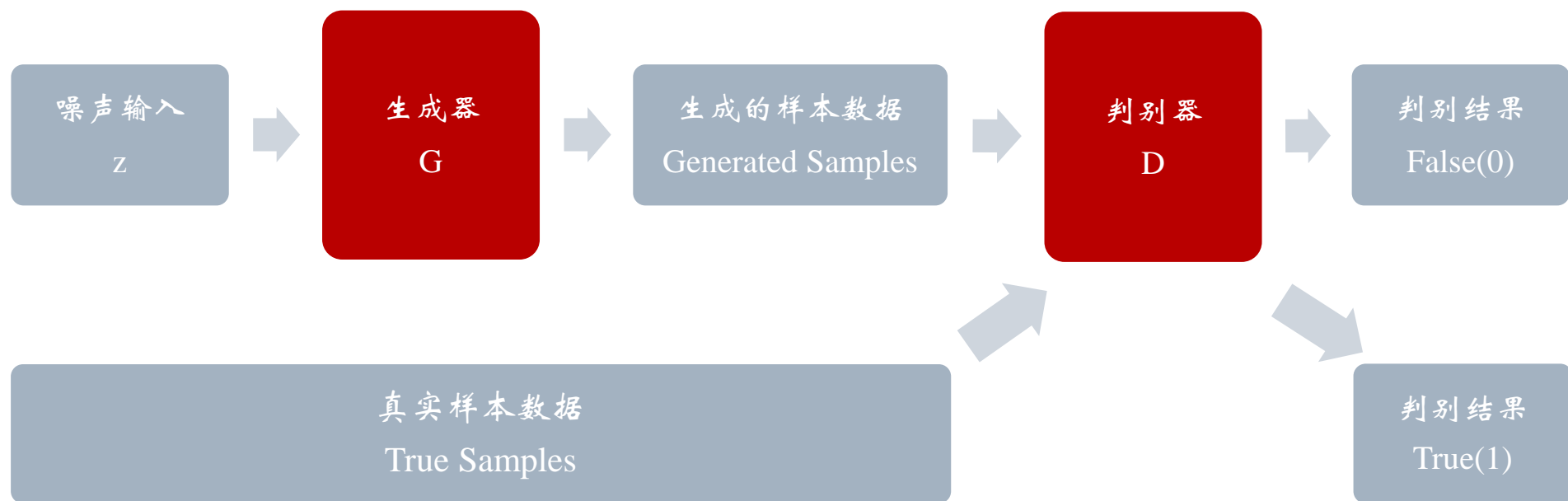
特点：

- 无监督
- 使用隐含码（latent code）
- 不需马尔科夫链
- 直接生成高质量样本数据
- 擅长高维数据

# 对抗式生成网络（GAN）

结构：

- 生成器（Generator）
- 判别器（Discriminator）





# 对抗式生成网络（GAN）

---

## 生成器网络（Generator Network）：

- 负责生成样本数据
  - 输入：高斯白噪声向量  $z$
  - 输出：样本数据向量  $x$



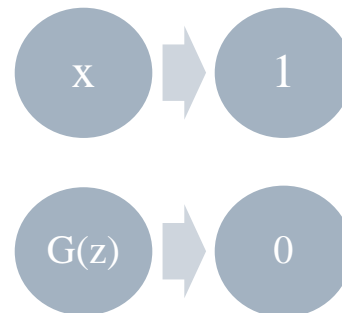
$$x = G(z; \theta^{(G)})$$

- 必须可微分
- 深度神经网络（CNN）

# 对抗式生成网络（GAN）

## 判别器网络（Discriminator Network）

- 负责检测样本数据真假
  - 输入：真实或生成的样本数据
  - 输出：真/假标签



$$y = D(x, \theta^D)$$

- 必须可微分
- 深度神经网络（CNN）

# 对抗式生成网络（GAN）

## 优化目标

- 价值函数（Value Function）

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

- 优化方式
  - 生成器优化方向：最小化价值函数
  - 判别器优化方向：最大化价值函数
  - 交替优化，直到达到纳什均衡点（Nash equilibrium）
- 2个有监督优化过程
  - D-step: 代价函数  $J^{(D)}$
  - G-step: 代价函数  $J^{(G)}$

# 对抗式生成网络（GAN）

## Minimax Game

- D-step:

$$J^{(D)} = -\frac{1}{2}\mathbb{E}_{\mathbf{x} \sim p_{\text{data}}} \log D(\mathbf{x}) - \frac{1}{2}\mathbb{E}_{\mathbf{z}} \log (1 - D(G(\mathbf{z})))$$

- G-step:

$$J^{(G)} = -J^{(D)} = \frac{1}{2}\mathbb{E}_{\mathbf{z}} \log (1 - D(G(\mathbf{z})))$$

- 生成器最小化目标
  - 判别器将生成数据识别为假的概率的log值
- 均衡点是判别器代价函数的鞍点（Saddle Point）
- 类似于Jensen-Shannon divergence

# 对抗式生成网络（GAN）

---

## Non-Saturating Game

- D-step:

$$J^{(D)} = -\frac{1}{2}\mathbb{E}_{\mathbf{x} \sim p_{\text{data}}} \log D(\mathbf{x}) - \frac{1}{2}\mathbb{E}_z \log (1 - D(G(z)))$$

- G-step:

$$J^{(G)} = -\frac{1}{2}\mathbb{E}_z \log D(G(z))$$

- 生成器最**大**化目标：判别器将生成数据**误**判为**真**的概率的log值

# 对抗式生成网络（GAN）

## Maximum Likelihood Game

- D-step:

$$J^{(D)} = -\frac{1}{2}\mathbb{E}_{\mathbf{x} \sim p_{\text{data}}} \log D(\mathbf{x}) - \frac{1}{2}\mathbb{E}_z \log (1 - D(G(z)))$$

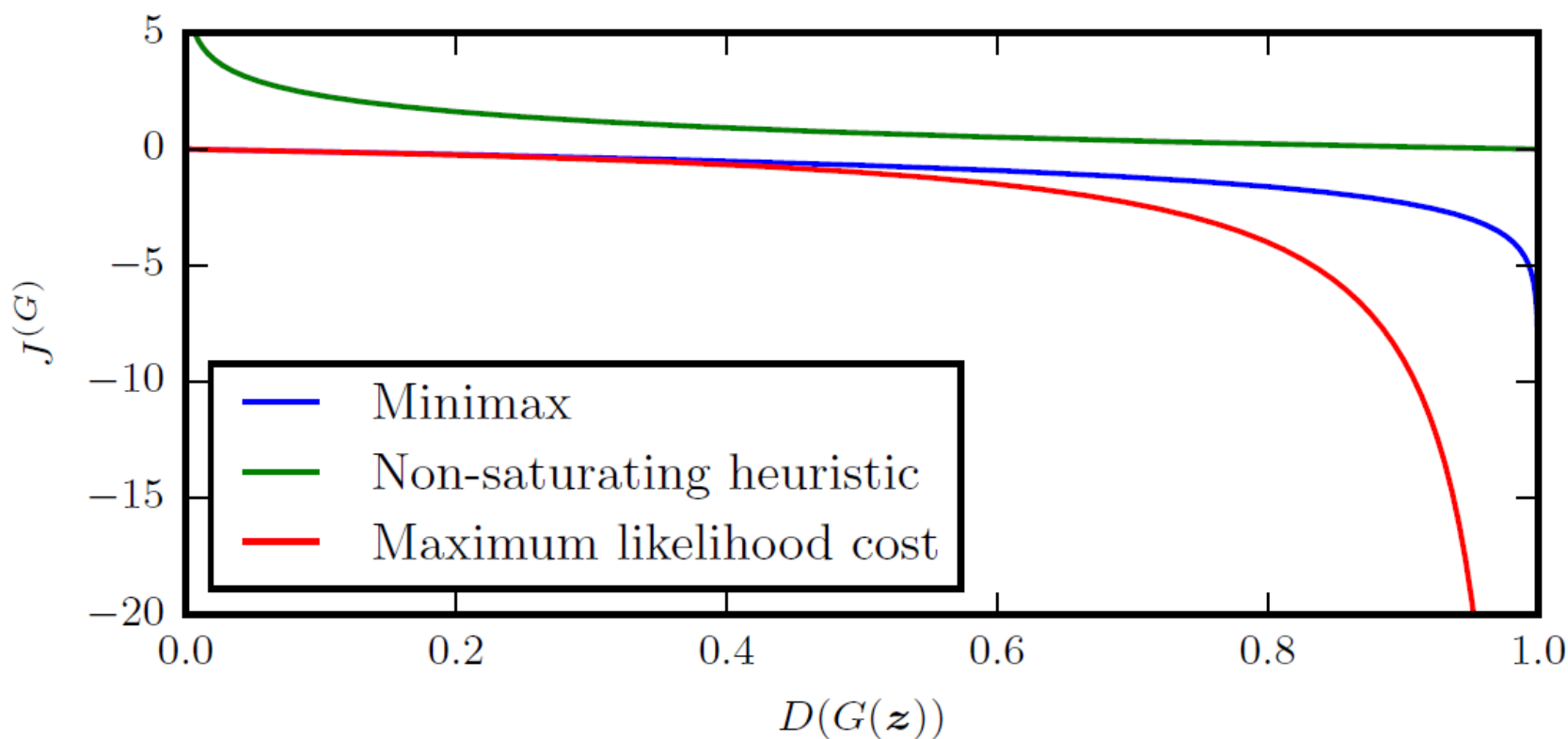
- G-step:

$$J^{(G)} = -\frac{1}{2}\mathbb{E}_z \exp(\sigma^{-1}(D(G(z))))$$

- 生成器最大化目标
  - 判别器将生成数据误判为真的概率的  $e^{(\sigma^{-1}(\lambda))}$  值
- 当判别器最优时，生成器的梯度与最大似然估计匹配

# 对抗式生成网络（GAN）

## 生成器代价函数对比



# 对抗式生成网络（GAN）

---

## 训练算法

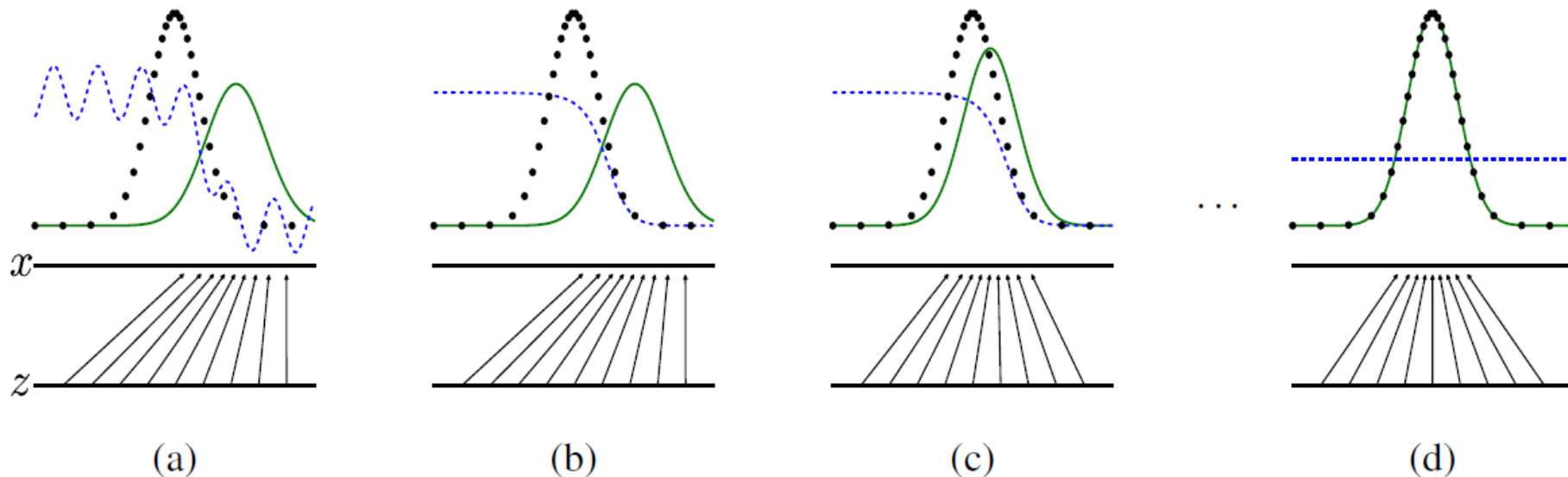
- 执行D-step的minibatch优化k次：
  - 随机生成m个随机噪声向量
  - 从数据集里随机获取m个样本
  - 使用梯度**上升**优化判别器的代价函数，即最大**化**价值函数
- 执行G-step的minibatch优化1次：
  - 随机生成m个随机噪声向量
  - 使用梯度**下降**优化判别器的代价函数，即最大**化**价值函数



# 对抗式生成网络（GAN）

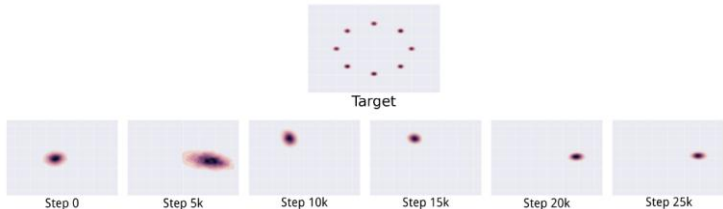
## 训练过程：

- 绿线：生成器的数据分布
- 黑线：真实数据分布
- 蓝线：判别器的结果分布



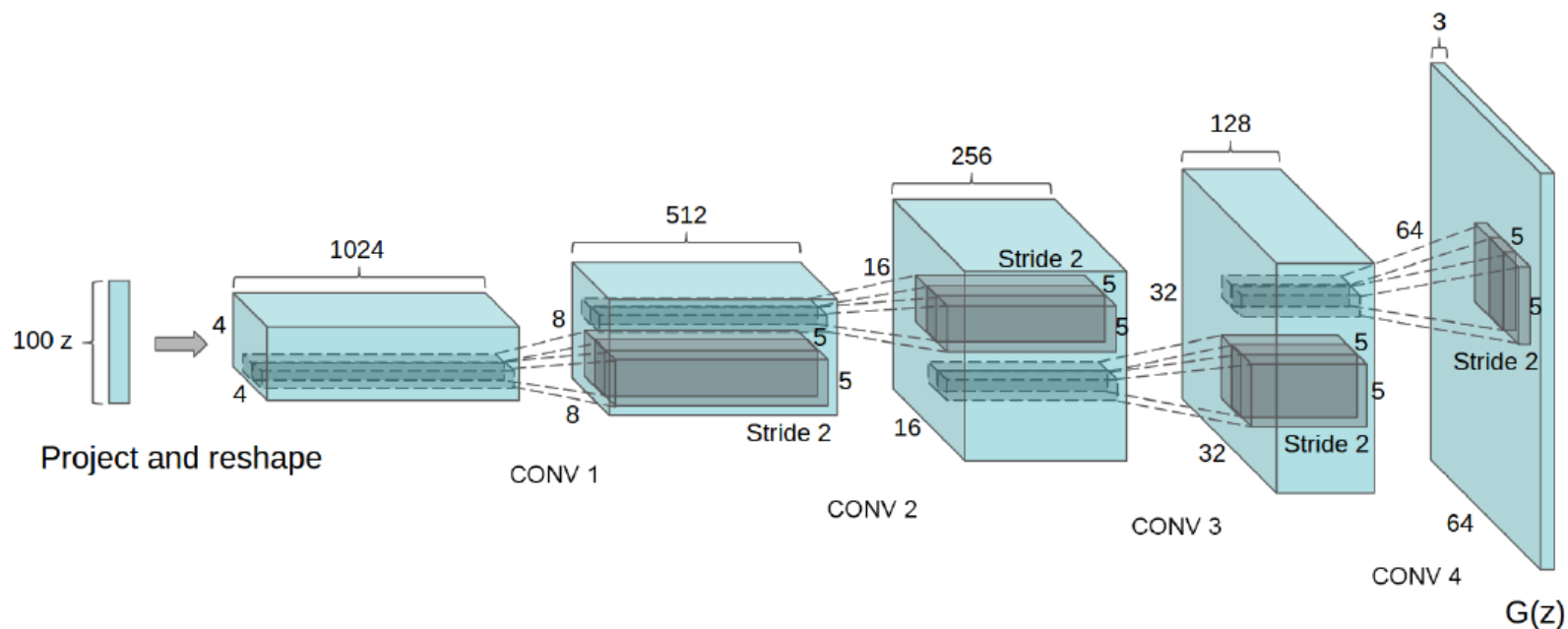
# 对抗式生成网络（GAN）

## 问题及挑战：

- 训练困难
  - 收敛问题：很难达到纳什均衡点
  - 无法有效监控收敛状态
- 模型崩溃（Model collapse）
  - 判别器快速达到最优，能力明显强于生成器
  - 生成器将数据集中生成在判别器认最认可的空间点上，即输出多样性很低
- 不适用于离散输出（不可微分）
  - 文本生成

# 图片生成DCGAN[2]

- 生成器



# 图片生成DCGAN[2]

---

- 模型稳定训练的技巧 (tricks)
  - 池化层(Pooling layer)→卷积层(Convolution layer)
    - 判别器: (整数)步长卷积(Strided convolution)
    - 生成器: 小数步长卷积(Fractional strided convolution)
  - 使用批归一化 (batch normalization)
  - 去除全连接层
  - 生成器中使用ReLU激活函数, 输出使用Tanh
  - 判别器中使用Leaky ReLU激活函数

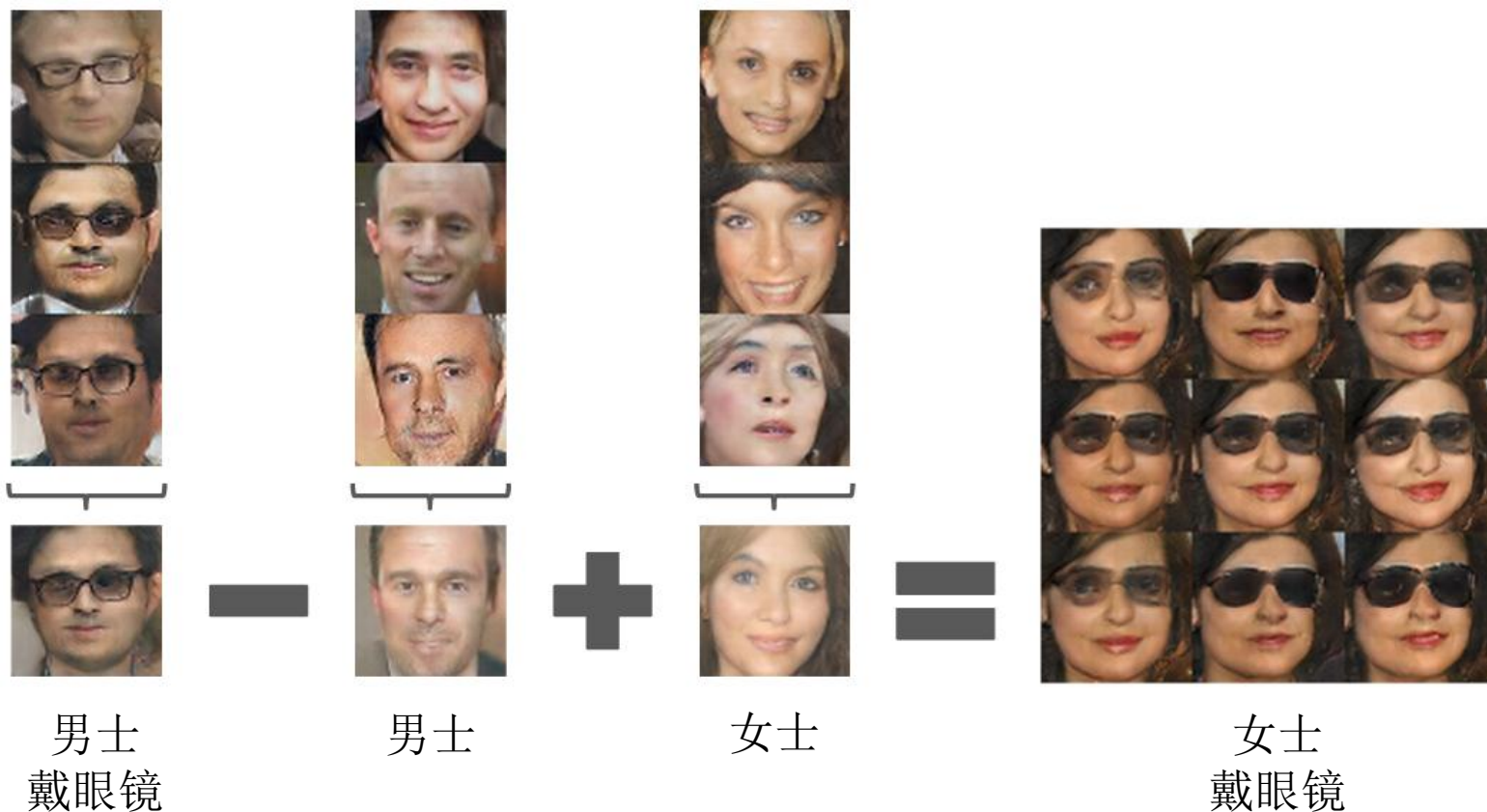
# 图片生成DCGAN[2]

- 生成效果
  - 仅支持低分辨率图片
  - 无法捕捉物体结构



# 图片生成DCGAN[2]

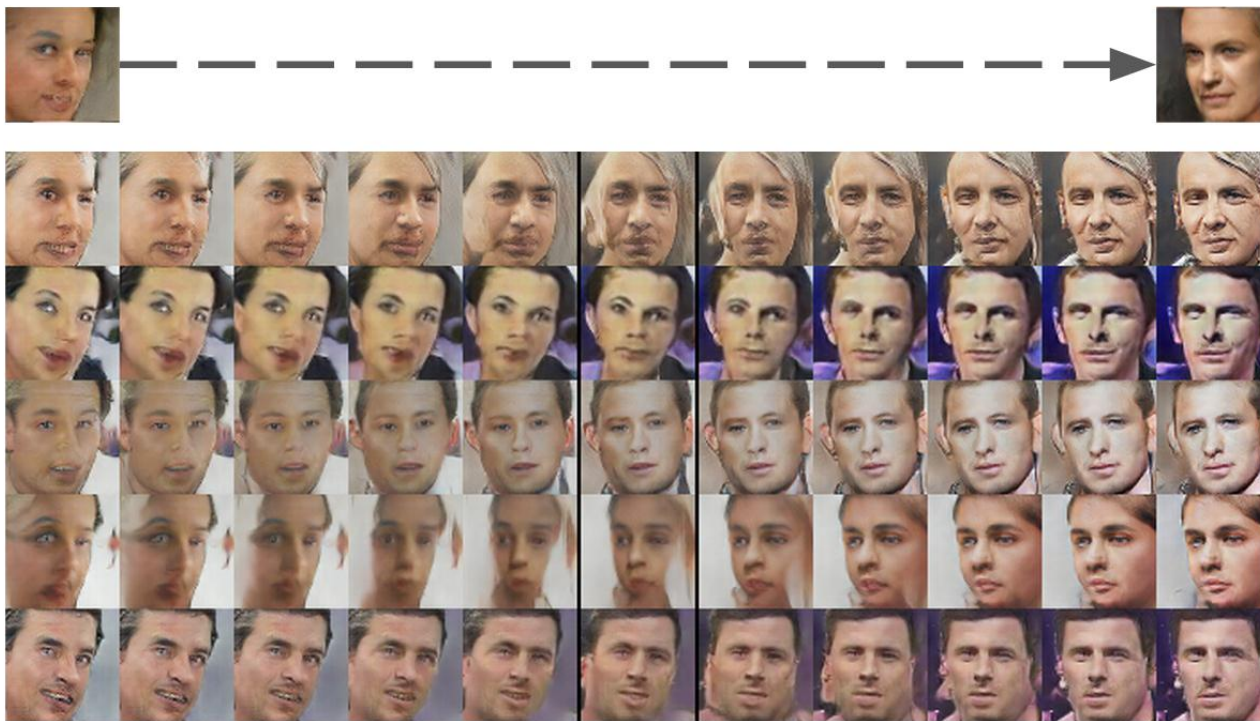
- Z向量的计算特性





# 图片生成DCGAN[2]

- Z向量的插值特性

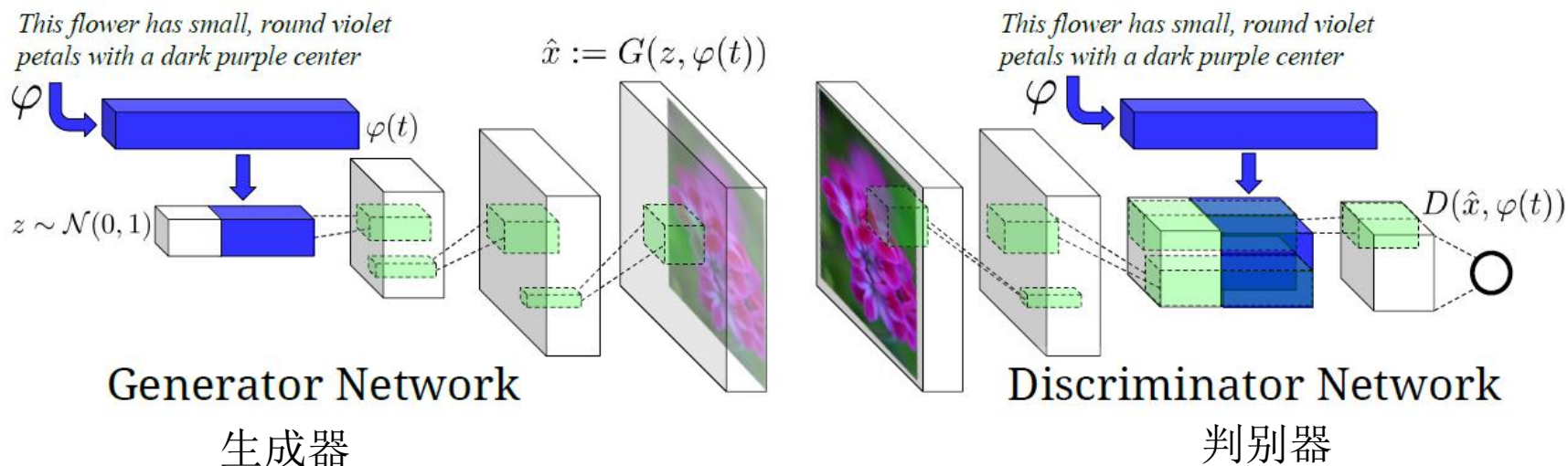


向左看

向右看

# 图片生成DCGAN[2]

- 网络结构





# 图片生成DCGAN[2]

- 生成效果
  - Caltech-UCSD Birds数据集

this small bird has a pink breast and crown, and black primaries and secondaries.



this magnificent fellow is almost all black with a red crest, and white cheek patch.



the flower has petals that are bright pinkish purple with white stigma



this white and yellow flower have thin white petals and a round yellow stamen



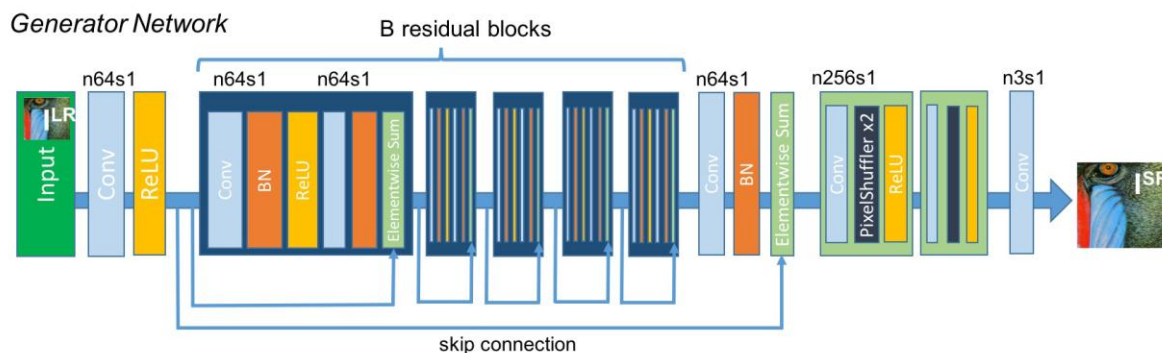
# 图片生成Wasserstein GAN [2]

---

- 模型稳定训练的技巧 (tricks)
  - 池化层(Pooling layer)→卷积层(Convolution layer)
    - 判别器: (整数)步长卷积(Strided convolution)
    - 生成器: 小数步长卷积(Fractional strided convolution)
  - 使用批归一化 (batch normalization)
  - 去除全连接层
  - 生成器中使用ReLU激活函数, 输出使用Tanh
  - 判别器中使用Leaky ReLU激活函数

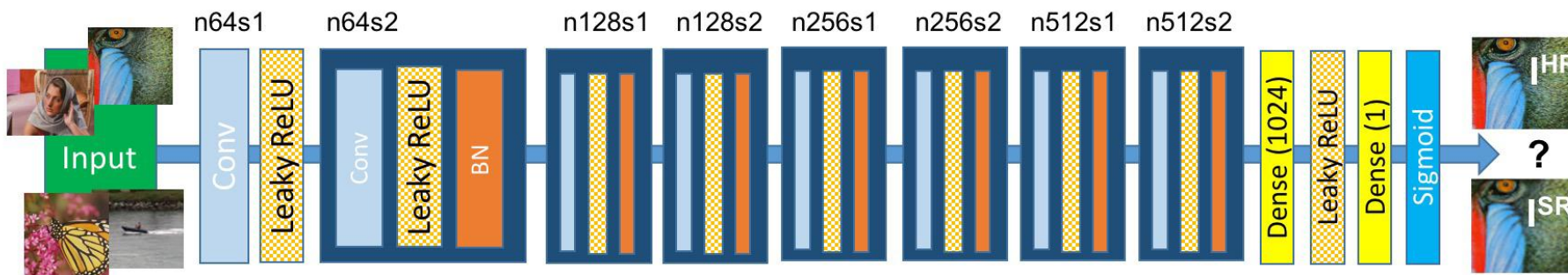
# 超分辨率Super-Resolution[4]

- 生成器



- 判别器

Discriminator Network



# 超分辨率Super-Resolution[4]

模型使用:

- 价值函数 
$$\min_{\theta_G} \max_{\theta_D} \mathbb{E}_{I^{HR} \sim p_{\text{train}}(I^{HR})} [\log D_{\theta_D}(I^{HR})] + \mathbb{E}_{I^{LR} \sim p_G(I^{LR})} [\log(1 - D_{\theta_D}(G_{\theta_G}(I^{LR})))]$$
- 生成器的感知代价函数 
$$l^{SR} = \underbrace{l_X^{SR}}_{\text{content loss}} + \underbrace{10^{-3} l_{Gen}^{SR}}_{\text{adversarial loss}}$$

perceptual loss (for VGG based content losses)
- 内容代价函数 (Content loss – VGG loss)

$$l_{VGG/i,j}^{SR} = \frac{1}{W_{i,j} H_{i,j}} \sum_{x=1}^{W_{i,j}} \sum_{y=1}^{H_{i,j}} (\phi_{i,j}(I^{HR})_{x,y} - \phi_{i,j}(G_{\theta_G}(I^{LR}))_{x,y})^2$$

- 对抗代价函数 (Adversarial loss)

$$l_{Gen}^{SR} = \sum_{n=1}^N -\log D_{\theta_D}(G_{\theta_G}(I^{LR}))$$

# 超分辨Super-Resolution[4]

## 结果演示

■ 捕捉人类视觉感知代价(human-like perceptual loss)

bicubic  
(21.59dB/0.6423)



SRResNet  
(23.53dB/0.7832)



SRGAN  
(21.15dB/0.6868)



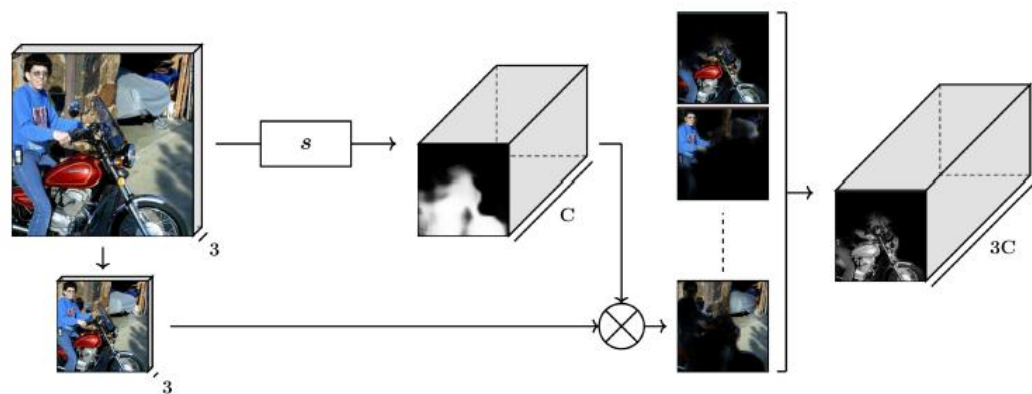
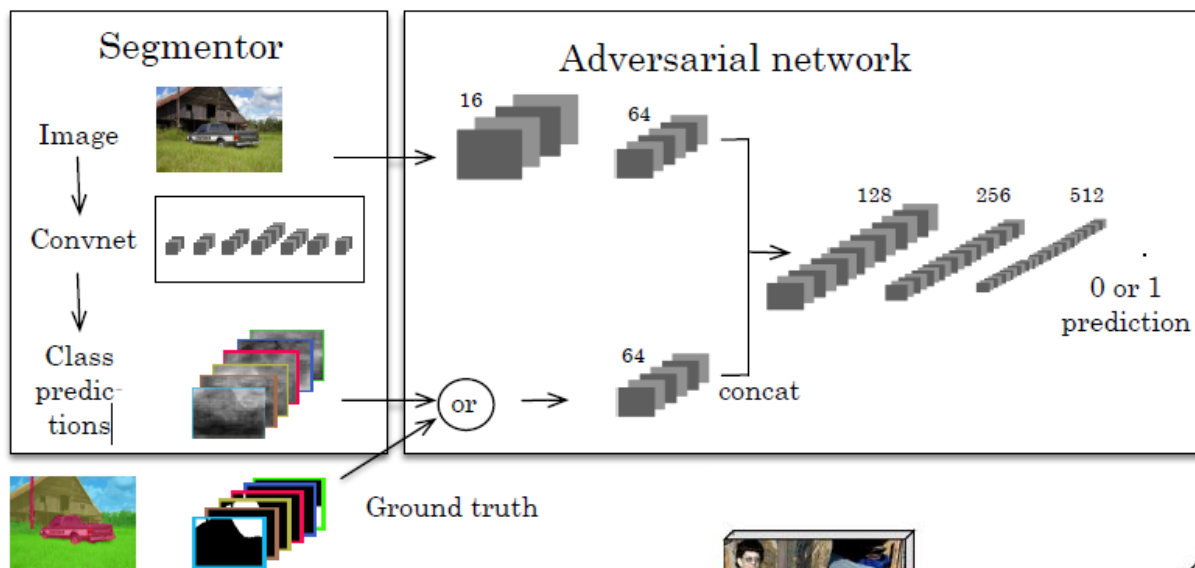
original





# 语义分割Semantic Segmentation[5]

## 网络构架



# 语义分割Semantic Segmentation[5]

模型使用:

- 价值函数  $\ell(\theta_s, \theta_a) = \sum_{n=1}^N \ell_{\text{mce}}(s(x_n), y_n) - \lambda [\ell_{\text{bce}}(a(x_n, y_n), 1) + \ell_{\text{bce}}(a(x_n, s(x_n)), 0)]$   
 $\ell_{\text{bce}}(\hat{z}, z) = -[z \ln \hat{z} + (1 - z) \ln(1 - \hat{z})]$

- 生成器的感知代价函数

$$\sum_{n=1}^N \ell_{\text{mce}}(s(x_n), y_n) - \lambda \ell_{\text{bce}}(a(x_n, s(x_n)), 0)$$

- 内容代价函数 (多类别交叉熵 multi-class cross-entropy loss)

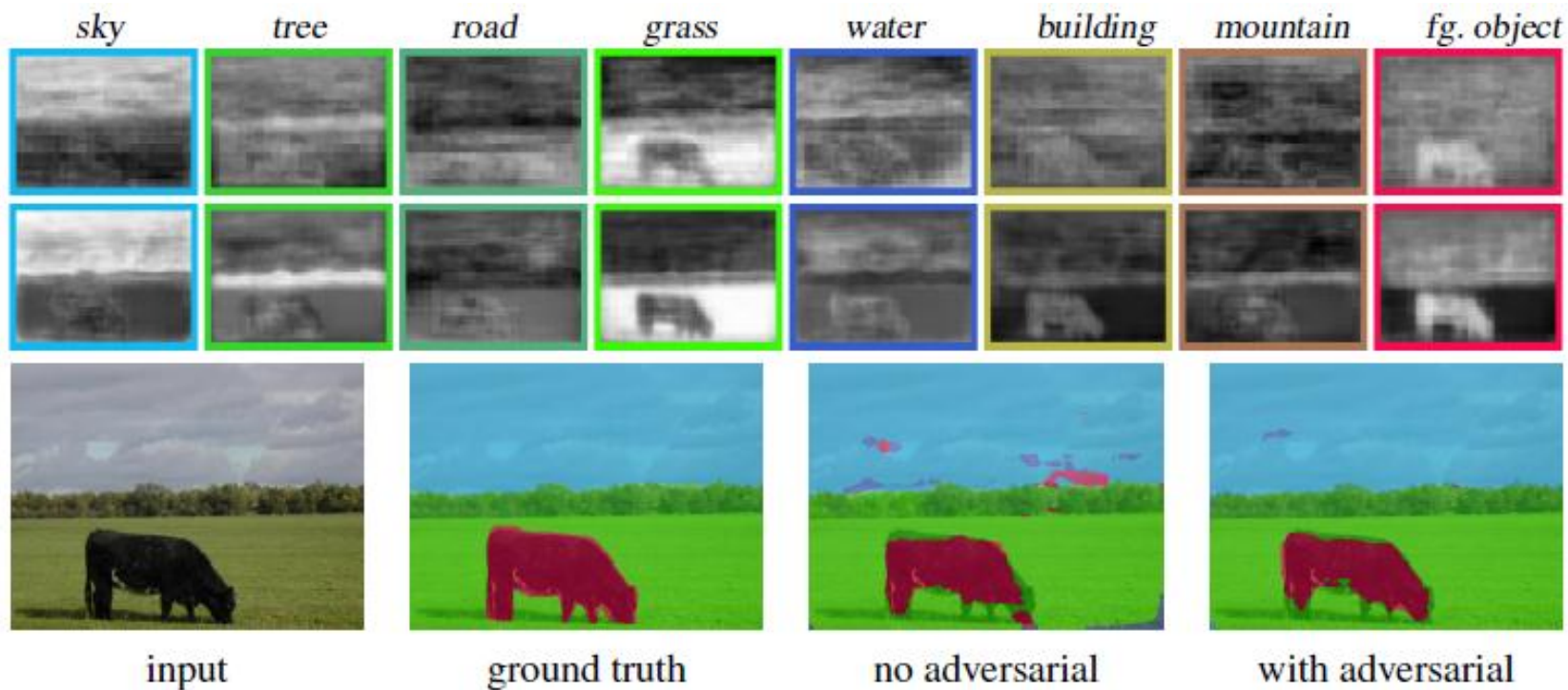
$$\ell_{\text{mce}}(\hat{y}, y) = - \sum_{i=1}^{H \times W} \sum_{c=1}^C y_{ic} \ln \hat{y}_{ic}$$

- 对抗代价函数 (Adversarial loss)

$$\begin{aligned} & -\lambda \ell_{\text{bce}}(a(x_n, s(x_n)), 0) \\ & + \lambda \ell_{\text{bce}}(a(x_n, s(x_n)), 1) \end{aligned}$$

# 语义分割Semantic Segmentation[5]

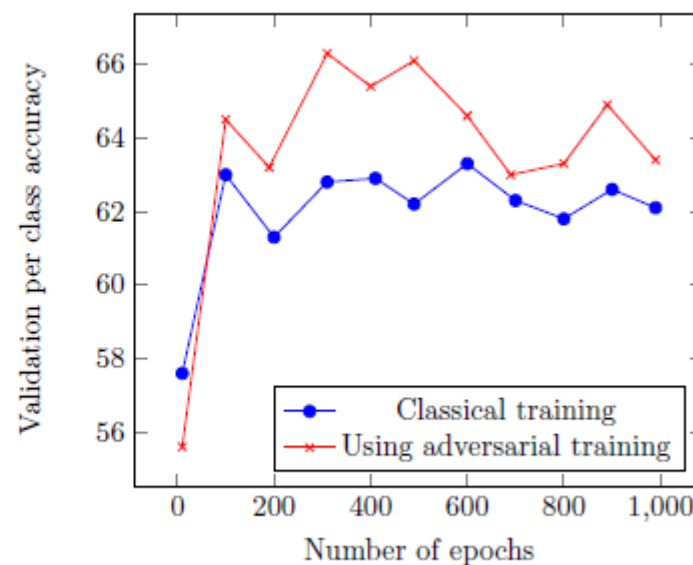
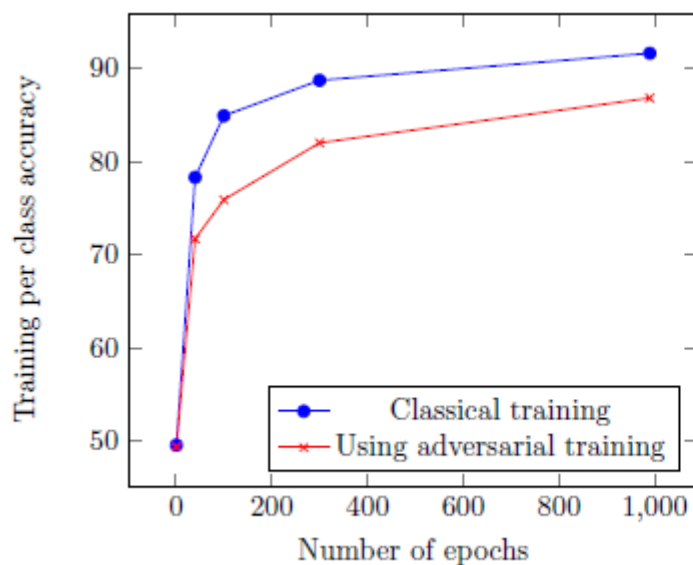
## 结果演示





# 语义分割Semantic Segmentation[5]

## 降低模型过拟合



	Per-class acc.	Pixel acc.	Mean IoU
Standard	66.5	73.3	51.3
Adversarial	<b>68.7</b>	<b>75.2</b>	<b>54.3</b>

# 演示环节

---

- Github
  - <https://github.com/349zzjau>
- 百度网盘
  - <http://pan.baidu.com/s/1gfpCCwj>
- 代码演示
  - SRGAN
  - Sugartensor

# 疑问

---

□ 问题答疑：<http://www.xxwenda.com/>

■ 可邀请老师或者其他人回答问题

## Q & A

小象账号：349zzjau

课程名：基于深度学习的计算机视觉

课后调查问<http://cn.mikecrm.com/ZysMVWx>

# Reference List

---

- [1] Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., Courville, A. and Bengio, Y., 2014. Generative adversarial nets. In *Advances in neural information processing systems* (pp. 2672-2680).
- [2] Radford, A., Metz, L. and Chintala, S., 2015. Unsupervised representation learning with deep convolutional generative adversarial networks. *arXiv preprint arXiv:1511.06434*.
- [3] Reed, S., Akata, Z., Yan, X., Logeswaran, L., Schiele, B. and Lee, H., 2016, May. Generative adversarial text to image synthesis. In *Proceedings of The 33rd International Conference on Machine Learning* (Vol. 3).
- [4] Ledig, C., Theis, L., Huszar, F., Caballero, J., Cunningham, A., Acosta, A., Aitken, A., Tejani, A., Totz, J., Wang, Z. and Shi, W., 2016. Photo-realistic single image super-resolution using a generative adversarial network. *arXiv preprint arXiv:1609.04802*.
- [5] Luc, P., Couprie, C., Chintala, S. and Verbeek, J., 2016. Semantic Segmentation using Adversarial Networks. *arXiv preprint arXiv:1611.08408*.
- [6] Zhao, F., Feng, J., Zhao, J., Yang, W. and Yan, S., 2016. Robust LSTM-Autoencoders for Face De-Occlusion in the Wild. *arXiv preprint arXiv:1612.08534*.
- [7] Zhang, Y., Gan, Z. and Carin, L., 2016. Generating Text via Adversarial Training. NIPS Workshop on Adversarial Training.

# 联系我们

---

## 小象学院：互联网新技术在线教育领航者

- 微信公众号：小象
- 新浪微博：ChinaHadoop

