

生成对抗式网络的基本思想源于二人零和博弈游戏。在这个游戏中，双方的收益之和为0，也就是说，一个人得到利益，另一个人肯定遭受损失，双方呈对抗竞争关系，不GAN将游戏中的一方称为生成器，另一方称为判别器，存在共赢的局面。

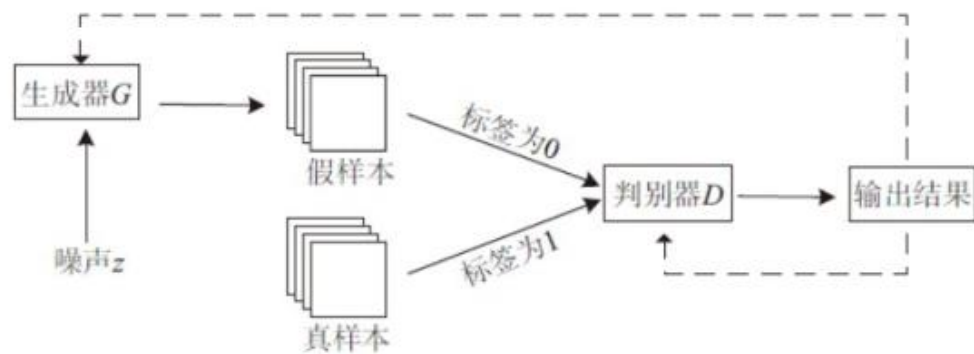
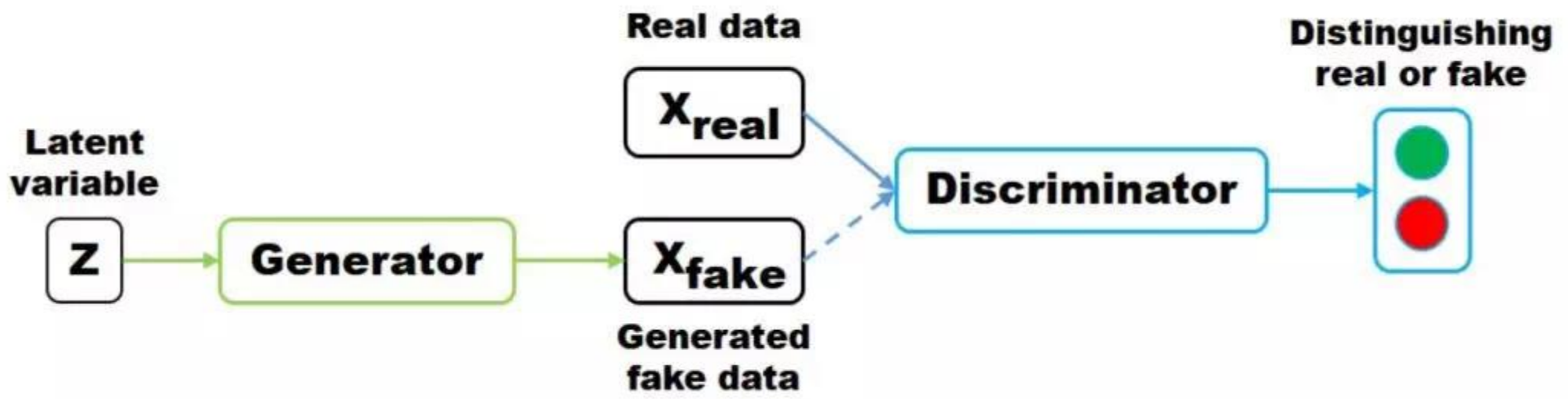


图 8-1 GAN 模型



生成器通常是一个可微函数 $G$ ，参数为 $\theta(G)$ 。定义一个随机噪声分布 $z$ ， $G$  根据噪声 $z$  建立数据分布模型，产生假样本 $G(z)$ 。然后将假样本输入判别器，根据判别器的判别结果， $G$  更新参数，使假样本能逼近于真样本，也就是让 $D(G(z))$  尽量大，接近于1。

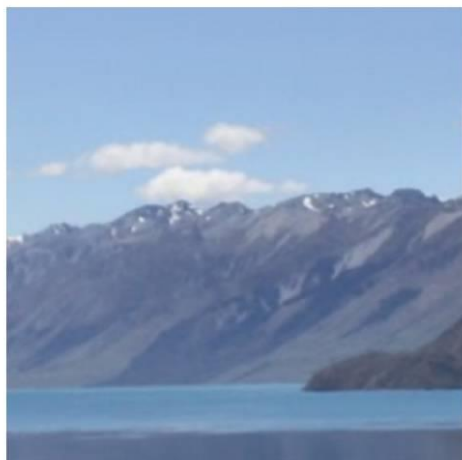
判别器是一个二分类器，通常为可微函数 $D$ ，参数为 $\theta(D)$ 。将训练样本集中的样本称为真样本，用 $x$  表示。通过监督学习，估计输入样本来自训练样本集的概率。判别器要尽可能让 $D(x)$  尽量大，接近于1，让 $D(G(z))$  尽量小，接近于0。

用  $J(G)(\theta(D), \theta(G))$  表示生成器的损失函数，生成器的目标是 **最小化  $J(G)(\theta(D), \theta(G))$** ，它只能控制参数  $\theta(G)$ ；判别器的目标是 **最小化损失函数  $J(D)(\theta(D), \theta(G))$** ，它只能控制参数  $\theta(D)$ 。由于双方的损失不仅取决于自身的参数，还受对手的参数影响，并且他们不能控制对手的参数，因此生成对抗式网络通常被描述为一场博弈而不是最优化问题。博弈的解称为纳什均衡。在非合作博弈过程中，当所有的参与者都选择了最佳策略时，若某个参与者独自改变行动，他的收益也不会增加，反而可能下降，因此他最终还是会选择停留在最佳策略，这就是纳什均衡。

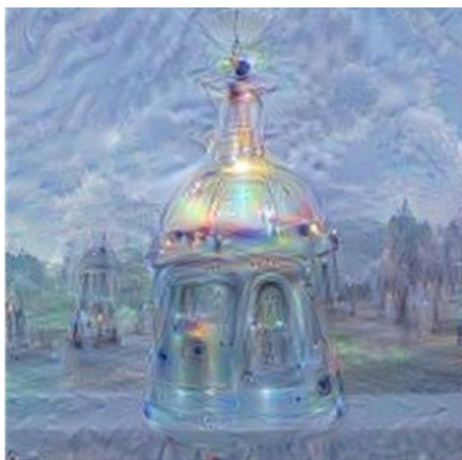
# GAN生成



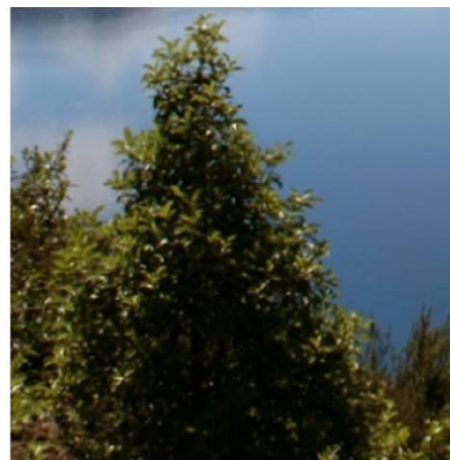
# GAN生成



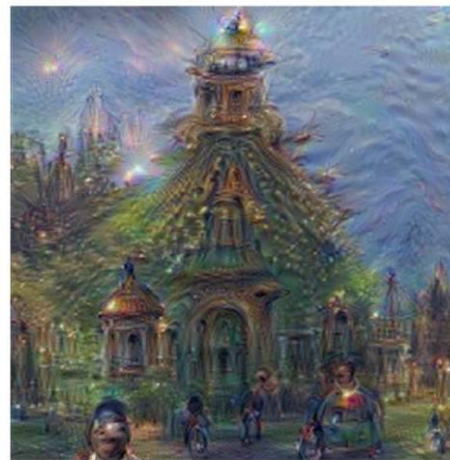
Horizon



Towers & Pagodas



Trees



Buildings



Leaves



Birds & Insects



# GAN生成

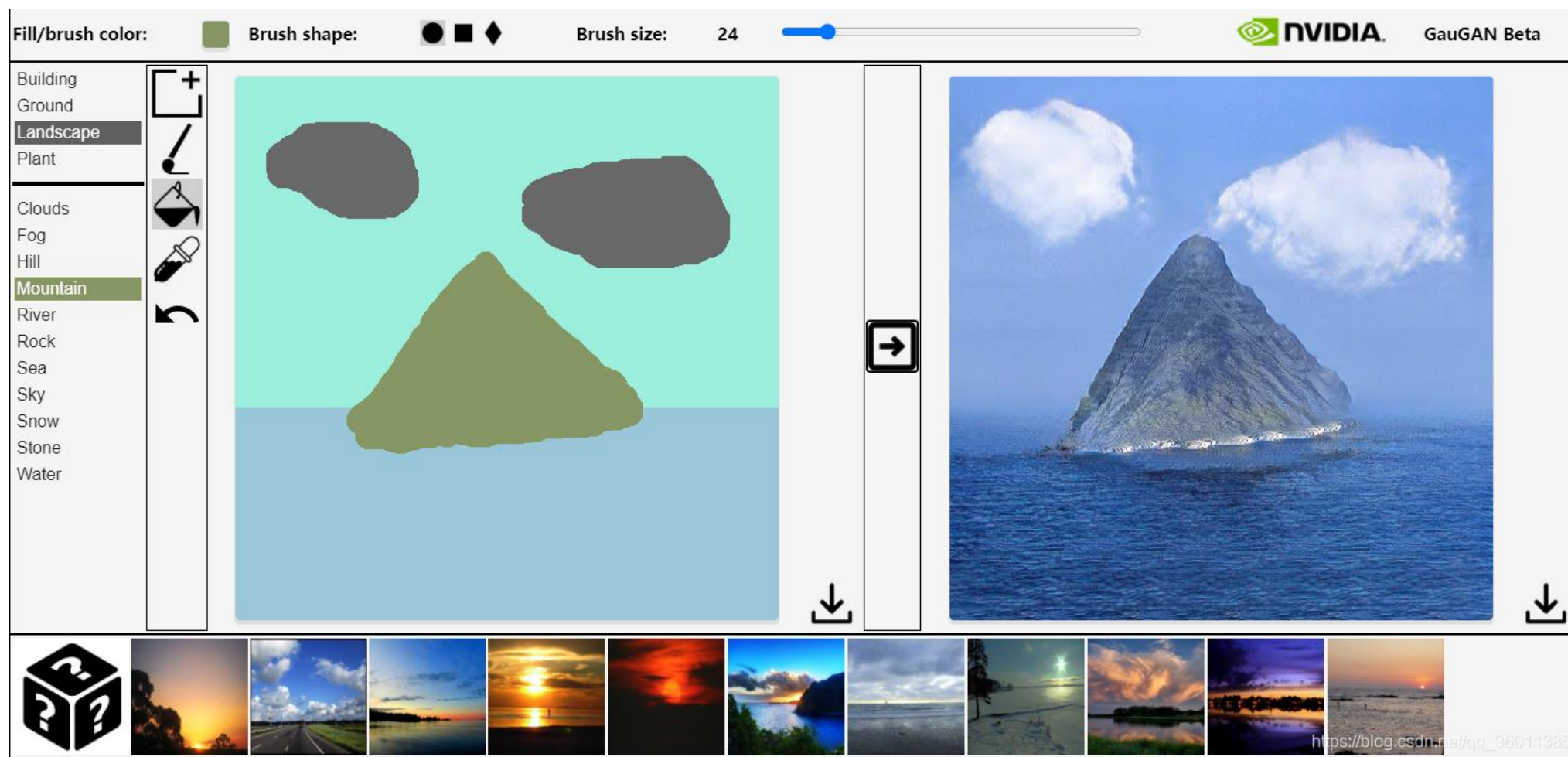


winter Yosemite → summer Yosemite





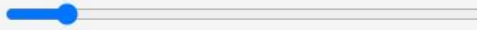

summer Yosemite → winter Yosemite

# GAN生成

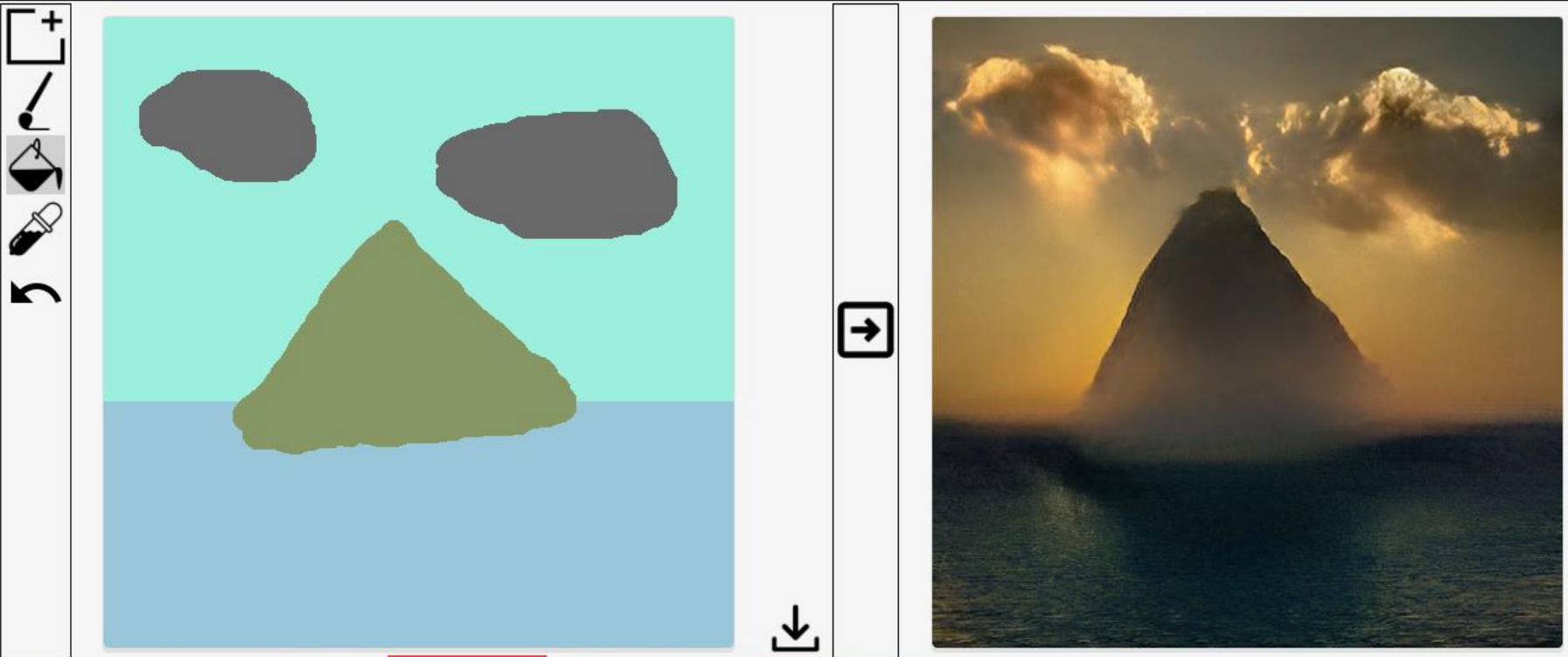







# GAN生成














Fill/brush color:  Brush shape:  Brush size: 24   GauGAN Beta

Building  
Ground  
Landscape  
Plant  
Clouds  
Fog  
Hill  
Mountain  
River  
Rock  
Sea  
Sky  
Snow  
Stone  
Water





[https://blog.csdn.net/qq\\_38011385](https://blog.csdn.net/qq_38011385)

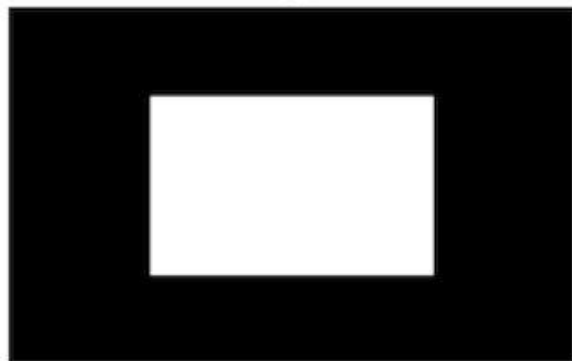
# GP-GAN生成



(a)



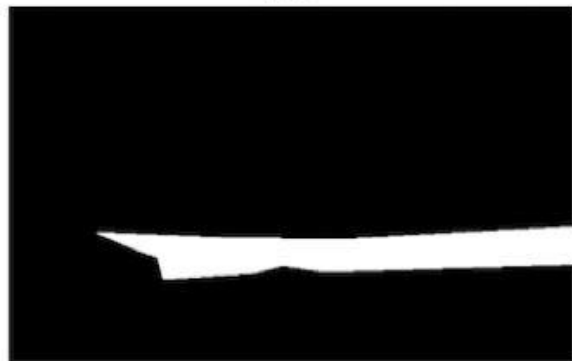
(b)



(c)



(d)





# GAN生成

```
@misc{radford2016unsupervised,  
  title={Unsupervised Representation  
Learning with Deep Convolutional  
Generative Adversarial Networks},  
  author={Alec Radford and Luke Metz  
and Soumith Chintala},  
  year={2016},  
  eprint={1511.06434},  
  archivePrefix={arXiv},  
  primaryClass={cs.LG}  
}
```

