采用GAN的原因：

SRGAN (Photo-Realistic Single Image Super-Resolution Using a Generative Adversarial Network, arxiv, 21 Nov, 2016)将生成式对抗网络（GAN)用于SR问题。其出发点是传统的方法一般处理的是较小的放大倍数，当图像的放大倍数在4以上时，很容易使得到的结果显得过于平滑，而缺少一些细节上的真实感。因此SRGAN使用GAN来生成图像中的细节。

传统MSE的问题：该代价函数使重建结果有较高的信噪比，但是缺少了高频信息，出现过度平滑的纹理。

关于Loss的解读，参见知乎收藏栏。

* VDSR：

AGD：自适应梯度剪裁，梯度被限制在，为学习率。

补0：在下一次卷积钱对图像进行补0操作，使其恢复到原来的大小

* Lap-SRN

Single-image super-resolution (SR) aims to reconstruct

a high-resolution (HR) image from a single low-resolution

(LR) input image.

SISR发展历程：

传统方法（通常是example-based method）尝试着通过大数据集学习从LR到HR的映射。为了学到这样的映射，大量的算法如dictionary learning, local linear regression or random forest都在此应用。

SRCNN尝试学习LR到HR的非线性映射。网络可以嵌入稀疏空间的网络或者采用更深层的结构。

相似模型的三个主要问题：

1. 计算复杂（在HR空间中进行），带来重建伪像（reconstruction artifacts）；改进的方法们都采用了相对较小的网络，这些网络受其本身承载力的限制无法学习较复杂的映射。
2. L2 loss的问题：overly-smooth, not close to human visual perception on natural images.
3. 大多数方法是一步增加分辨率的，这样对于训练较大的factor有困难
4. 综上所述，应对不同的比率和负荷需要进行多组不同的训练。

* Face Attribute:

About low-frequency and high-frequency details, there is a understand

We also note that the low-frequency facial components are visible in the LR input while the missing high-frequency details are contained in the corresponding residual between the HR face image and the unsampled LR image (e.g.by bicubic interpolation).

简单来说，可以认为高频细节包含在residual中，residual定义为HR与插值后的LR（SR）之差。

原代价函数使重建结果有较高的信噪比PSNR，但是缺少了高频信息，出现过度平滑的纹理。重建的高分辨率图像与真实的高分辨率图像无论是低层次的像素值上，还是高层次的抽象特征上，和整体概念和风格上，都应当接近。所以，根据图像风格转移时的内容损失和风格损失就可以参考使用，在那篇论文中对纹理的重建使用了高层全局信息+底层细节信息。也就是我们所说的感知特征。

超链接记录：

1. Lap-SRN
2. ESPCN
3. SRCNN
4. FSRCNN
5. VDSR
6. DRCN
7. DRRN
8. DSRN
9. RED
10. SR-DenseNet
11. RDN
12. SRGAN
13. EDSR
14. ZSSR
15. IDN