深度学习利用多层非线性变换提取数据的高层抽象特征。利用深度学习方法进行超分辨率重建的主要思想是用具有合适泛化能力的样本数据对深层神经网络进行训练，学习低分辨率图像跟与之对应的高分辨率图像之间的关系，从而进行重建。2014年，董超等人首次将深度学习应用到图像超分辨率重建领域，他们使用一个三层的卷积神经网络学习低分辨率图像与高分辨率图像之间的映射关系，此模型被称为SRCNN。作者简单说明了传统的基于稀疏编码的超分辨率重建方法可以看成一种深度CNN结构。作者利用了一个CNN结构来进行超分辨率重建的三个重要步骤：块提取和表示，非线性映射，重建。此网络结构虽然简单，但相比当前最先进的方法其准确率更高；由于层数少，此方法的运行速度块；此网络结构是端到端的，仅有少量的预处理和后处理。可以通过采用更多的隐含层和不同的训练策略来提高性能。

2016年，董超等人继续对之前提出来的SRCNN模型进行改进。首先，在非线性映射层，作者使用了更大的过滤器，增加更多的非线性映射层加深网络结构；接着，作者将此CNN模型进行扩展，使之适用于同时处理三颜色通道，并且从实验上证实了其效果优于单通道网络；论文中进行了更多的理论分析，详细从数学上介绍了块提取和表示，非线性映射，重建其实都是卷积的过程；此外，论文中还将本模型与许多其它的模型进行对比，说明了本模型在不同衡量标准下都有优异的性能。

同样在2016年，施闻哲等人提出了一种新的CNN结构：先用CNN从低分辨率图像上提取特征，再用亚像素卷积层得到目标高分辨率图像，称之为ESPCN。本方法能够实时地处理图像和视频的超分辨率重建。他们认为，之前的基于DNN的超分辨率重建方法都需要在重建之前将低分辨率图像利用双立方插值等方法将其放大至目标高分辨率图像的大小，这会增加计算的复杂性。因此在本文中，作者通过一个有效的亚像素卷积层训练学习一组放大过滤器，使用这组过滤器来将最后的低分辨率特征图放大成高分辨率图像。这大大减少了计算复杂性，降低计算量提高速度。

2017年，来自推特公司的Christian Ledig等人将流行的GAN结构用在超分辨率重建上，称之为SRGAN。先前许多利用CNN进行超分辨率重建的网络模型都采用均方误差（MSE）作为优化目标，但是MSE并不能很好地恢复纹理细节，导致最终生成的高分辨率图像过于平滑。作者提出了一种感知损失函数，由adversarial loss和content loss加权组成，其实就是分别利用了GAN的鉴别器网络和生成器网络。值得一提的是，本模型的生成器网络吸收了几篇优秀论文的方法，其中就包括ESPCN的亚像素卷积层。本方法最终得到的高分辨率图像具有逼真的纹理。作者进行了MOS实验，实验表明本方法得到的高分辨率图像具有更高的感知质量。

2014年，Ian J. Goodfellow等人创造了生成式对抗网络（GAN），加入了一个对抗的过程来提高生成器的生成能力。GAN由两个模型组成：生成器模型和鉴别器模型，两个模型同时训练，生成器模型负责捕捉数据的分布，鉴别器模型估计一个样本来自训练数据而不是生成器的概率。作者提出了一个训练算法，并证明了该算法的收敛性。此原始GAN的缺点主要有三个方面：难以收敛，难以训练，包括梯度消失和模式崩溃，模型过于自由不可控。

由于GAN的不稳定性，并且训练时需要大量的技巧，在2016年，Radford等人提出了GAN架构的升级版，称之为DCGAN模型，该模型在大多数情况下比较稳定，文中提出了稳定GAN的一些架构指导原则，在对GAN进行优化设计时遵循这些原则便可以使得GAN较为稳定。这些指导原则如下：

1. 在鉴别器中用带步长的卷积代替池化，在生成器中用反卷积代替池化。
2. 在鉴别器和生成器中均使用Batch Normalization。
3. 为了能设计更深的网络结构，去除全连接隐藏层。
4. 在生成器中除了输出层之外全部使用ReLU激活函数，输出层使用Tanh激活函数。
5. 在鉴别器中所有层均使用LeakyReLU激活函数。

GAN的发展很快，有很多的变体。针对模型过于自由不可控的问题，Mehdi Mirza和Simon Osindero提出了条件生成对抗网络CGAN，能够提高生成图像的质量，明确控制图像的某些方面。原始 GAN 采用的是 JS 散度来衡量两个分布之间的距离，Sebastian Nowozin等人提出的f-GAN给出了通过一般的f散度来构造一般的GAN的方案，它一般化的囊括了很多GAN变种（包括原始GAN），并且可以启发我们快速地构建新的GAN变种。在所有基于f-GAN的GAN中，毛旭东等人提出的LSGAN简单而且性能好，因此是最常用的。使用Wasserstein距离替换散度，理论上可以解决梯度消失问题。Martin Arjovsky等人提出的WGAN既彻底解决了训练不稳定的问题，基本解决了模式崩溃的问题，也提供了一个可靠的训练进程指标，而且该指标确实与生成样本的质量高度相关。GAN的应用也非常多，作为无监督学习的代表，GAN同样也可以用在生成领域，半监督学习领域以及强化学习领域。SRGAN用于超分辨率重建。Phillip Isola等人将CGAN用于图像转换。Tim Salimans等人将SSL-GAN用于半监督学习领域。Yuan Xue等人尝试将SegAN用于医学图像分割。

Yongjun Hong等人发表了一篇最新的GANs综述论文，从各个角度探讨GAN的细节，还解释了GAN如何运作以及最近提出的各种目标函数的基本含义，介绍了适用于各种任务和其他领域的GAN变体。David Bau等人提出了一个分析框架来在不同的抽象级别上可视化和理解GAN，此项工作为理解GAN的内部表示第一次提供了系统分析。Chaoyue Wang等人提出了基于进化算法的替代GAN框架（E-GAN），与现有的GAN采用预定义的对抗性目标函数交替训练生成器和鉴别器不同，作者利用不同的对抗训练目标作为变异操作，并演化出一群适应鉴别器环境的生成器，还利用评估机制来测量生成样本的质量和多样性，以便仅保留性能良好的生成器并用于进一步训练。E-GAN减少了训练难度，提高了生成器的性能，实验证明E-GAN提高了GAN模型的稳定性，在许多图像生成任务上性能优异。

1. C. Dong, C. C. Loy, K. He, and X. Tang, “Learning a deep convolutional network for image super-resolution,” in Proc. Eur. Conf. Comput. Vis., 2014, pp. 184–199.
2. C. Dong, C. C. Loy, K. He, and X. Tang. Image super-resolution using deep convolutional networks. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 38(2):295–307, 2016.
3. W. Shi, J. Caballero, F. Huszar, J. Totz, A. P. Aitken, R. Bishop, D. Rueckert, and Z. Wang. Real-Time Single Image and Video Super-Resolution Using an Efficient Sub-Pixel Convolutional Neural Network. In IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), pages 1874–1883, 2016.
4. C. Ledig, L. Theis, F. Huszar, J. Caballero, A. Cunningham, A. Acosta, A. Aitken, A. Tejani, J. Totz, Z. Wang, et al. Photo-realistic single image super-resolution using a generative adversarial network. arXiv preprint arXiv:1609.04802, 2016.
5. I. Goodfellow, J. Pouget-Abadie, M. Mirza, B. Xu, D. Warde-Farley, S. Ozair, A. Courville, and Y. Bengio. Generative adversarial nets. In Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS), pages 2672–2680, 2014.
6. Alec Radford, Luke Metz, and Soumith Chintala. Unsupervised representation learning with deep convolutional generative adversarial networks. arXiv preprint arXiv:1511.06434, 2015.
7. Mehdi Mirza and Simon Osindero. Conditional generative adversarial nets. arXiv preprint arXiv:1411.1784, 2014.
8. Sebastian Nowozin, Botond Cseke, and Ryota Tomioka. f-gan: Training generative neural samplers using variational divergence minimization. In Advances in Neural Information Processing Systems, pages 271–279, 2016.
9. Xudong Mao, Qing Li, Haoran Xie, Raymond YK Lau, Zhen Wang, and Stephen Paul Smolley. Least squares generative adversarial networks. arXiv preprint ArXiv:1611.04076, 2016.
10. Martin Arjovsky, Soumith Chintala, and Léon Bottou. Wasserstein gan. arXiv preprint arXiv:1701.07875, 2017.
11. Phillip Isola, Jun-Yan Zhu, Tinghui Zhou, and Alexei A Efros. Image-to-image translation with conditional adversarial networks. arXiv preprint arXiv:1611.07004, 2016.
12. Tim Salimans, Ian Goodfellow, Wojciech Zaremba, Vicki Cheung, Alec Radford, and Xi Chen. Improved techniques for training gans. In Advances in Neural Information Processing Systems, pages 2234–2242, 2016.
13. Yuan Xue, Tao Xu, Han Zhang, Rodney Long, and Xiaolei Huang. Segan: Adversarial network with multi-scale l\_1 loss for medical image segmentation. arXiv preprint arXiv:1706.01805, 2017.
14. Y. Hong, U. Hwang, J. Yoo, "How Generative Adversarial Networks and Its Variants Work: An Overview of GAN", [online] Available: https://arxiv.org/abs/1711.05914v6.
15. David Bau, Jun-Yan Zhu, Hendrik Strobelt, Bolei Zhou, Joshua B. Tenenbaum, William T. Freeman, Antonio Torralba, GAN Dissection: Visualizing and Understanding Generative Adversarial Networks, 2018, [online] Available: https://arxiv.org/abs/1811.10597
16. C. Wang, C. Xu, X. Yao, D. Tao, Evolutionary generative adversarial networks, 2018, [online] Available: https://arxiv.org/abs/1803.00657.