Dong C, Loy C C, He K M, Tang X O. Image super-resolution using deep convolutional networks. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016,38(2): 295-307（已读）

CNN方法。该文章主要思想是将深度学习以稀疏编码为依据，网络分为三个部分，图像块提取、非线性映射、图像重建。该算法比基于稀疏编码的超分辨要有较大的提高，注重整体的联合优化。但是并不能通过增加网络层数来提高效果，不能多尺度放大，收敛慢，图像块上下文依赖。

该方法使用了基本的卷积神经网络进行处理，损失函数为真实图像和超分辨后图像的最小均方误差，和自适应滤波器比较相似，增加层数就会增加参数，但是在训练集较小的情况下，参数增多会增加过拟合的风险，改变滤波器大小和数量也不能很好的改善性能，经过trade off 还是三层比较好，滤波器大小9，3，5，个数就是64，32.虽然效果不如新的方法，但是参数较少，可以相对运行速度快一些，有利于工程实践。

在实验上，本文对可以更改的超参数都进行了对比，并且根据情况进行的取舍，实验方法值得学习，参考文献中有一篇单幅超分辨在卷积神经网络前方法的总结[39].

Kim J, Lee J K, Lee K M. Accurate image super-resolution using very deep convolutional networks. In: Proceedings of the 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas, NV, USA: IEEE, 2016. 1646-1654（已读）

VDN方法。该方法借鉴与图像分类的VGG（Very deep convolutional networks for large-scale image recognition.）。主要思想是将阶数较少的滤波器多次级联，充分利用低质图像和高质图像的相关性。采用残差训练方法进行训练，对高质和低质的图片的残差进行训练，并提高学习率。能满足多级放大，通过权值共享来减少网络参数重建性更好。网络结构有20个卷积层，每个卷积层的滤波器数量较多，尺寸较小，保持一致性，呈现细长的结构。但是在训练过程会有梯度消失、梯度膨胀等问题，采用梯度裁剪策略避免。虽然VDN能是实现特定尺度放大但是不能自由放大，而且参数存储及检索也存在不足。

本文的方法采用深层的卷积神经网络，并且对残差进行训练，而且能够对较多尺度进行放大。采用残差的方法能够大大提高收敛的速度，性能也有一定提高。可调节的梯度修剪对预先设定的单个梯度范围进行动态的划分，提高收敛稳定性，具体操作需要再研究。本文能够对较大范围的内容进行复原的原因是深层的卷积神经网络使滤波器的感受野得以提高，能够感知更大范围的内容，并形成更好的非线性模型。（感受野计算在纸质文档上）在训练中使用不同扩大范围的训练集能够提高范围并且能使用一个模型对不同要求的任务进行放大。能够提升性能。训练集使用较多，效果更有说服力。残差卷积神经网络可以继续研究。

Liang Y, Wang J J, Zhou S P, Gong Y H, Zheng N N.Incorporating image priors with deep convolutional neural networks for image super-resolution. Neurocomputing, 2016,194: 340-347（未读）

基于整合先验知识的卷积神经网络CNN-Pr，其思想就是在CNN后加一个特征提取层，利用Sobel滤波器提取边缘信息。可以进行多尺度放大，但是是特定的尺度。该方法为领域先验和数据驱动的深度训练方法提供了一个新思路。

Wang Z W, Liu D, Yang J C, Han W, Huang T. Deep networks for image super-resolution with sparse prior.In:Proceedings of the 2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Santiago, Chile: IEEE, 2015.370-378（未读）

基于稀疏编码网络方法该思想基于稀疏表示的超分思想，将原来的稀疏表示，映射，稀疏重建整合到一个网络，之后整体优化，这个网络能更充分的利用先验知识，之后采用LISTA算法建立前馈神经网络。最后采用级联网络进行放大。该方法相当于用神经网络实现稀疏编码超分辨。网络结构与CNN相同，中间加入LISTA网络，级联SCN可以实现任意尺度放大。

Gu S H, Zuo W M, Xie Q, Meng D Y, Feng X C, Zhang L. Convolutional sparse coding for image super-resolution.In: Proceedings of the 2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Santiago, Chile: IEEE,2015.1823-1831（未读）

基于卷积稀疏编码方法的主要思想是首先进行LR滤波器、特征映射、HR滤波器的独立学习，之后将图像分解为不重叠的图像块，最后将特征映射和HR滤波器联合学习。重建中，使用较少的LR滤波器和大量HR滤波器进行重建。该算法保持了CNN的网络结构。



Kim J, Lee J K, Lee K M. Deeply-recursive convolutional network for image super-resolution. In: Proceedings of the 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas, NV, USA: IEEE, 2016. 1637-1645（已读）

深度递归网络，该方法解决了层之间信息反馈及上下文信息失联的问题，主要思想是首先在极深网络VDN各层之间建立预测信息监督层，然后将各层信息通过跳跃连接到重建层，组后在重建层完成图像重建。网络结构包含嵌入网络，推理网络和重建网络。推理网络有多个递归层。在训练上，采用此递归监督和跳跃连接方式减轻梯度消失和梯度爆炸的影响。

该文章的方法有两个创新点，一个是将每一次recursion的结果都给同一个reconstruction，之后加权再输出，这样的思路来自于本文的[16]文献，但是斌不是每一个intermediate predictions都连接一个单独的recons，那样会增加参数，ensenble output这样的方法能够提高性能，降低梯度爆炸和消失效应，而且如果层都太多太深，那么过深的预测器权重应该较小。另一个是skip connection，将input直接给reconstruction layer，该方法灵感来源于语义分割网络，该方法有两个优势，一是在迭代过程中，原始的信号得以保留，二是精确的输入信号拷贝能够在结果中应用，在本文中的应用方式是输入图像和预测信号相加，但是相加之后的具体处理没说。本文的方法对于图像边缘信息保存较好。在训练中，损失函数不仅是原始图像和输出图像的最小均方误差，而且加上了原始图像和每一次迭代重建的图像的最小均方误差，并添加正则项。对于每一层的监视，可以整体提高网络性能，可能每一次迭代后，结果都不是太好，但是加权之后重建效果更好。

本文的方法灵感一部分都是来自对于其他任务的处理，语义分析等等，可见其他方向的研究也可以开拓视野，对自己的研究方向也有帮助。图像的处理方法也可以参考一维信号的处理方法，并根据自己的需求去改变一些操作。

Yang W H, Feng J S, Yang J C, Zhao F, Liu J Y, Guo Z M,Yan S C. Deep edge guided recurrent residual learning for image super-resolution. ArXiv: 1604.08671, 2016. （未读）

深度边缘指导反馈残差网络DEGREE主要思想是将低质图片的边缘作为先验信息，并未特征映射学习作为指导，往后通过递归残差网络将图像信号分解为边缘、纹理的等多个成分，各部分独立重建之后组合得到最终图像。网络结构分为LR边缘提取层，递归残差网络，HR边缘预测层，残差子带融合层。在建立损失函数方面，建立三个损失函数，分别是边缘损失，重建损失，和总损失。将图像信号分解为不同频带进行重建可以保留重要的细节信息。



Cui Z, Chang H, Shan S G, Zhong B N, Chen X L. Deep network cascade for image super-resolution. In: Proceedings of the 13th European Conference on Computer Vision-ECCV 2014. Cham, Switzerland: Springer, 2014. 49-64（未读）

基于堆协同局部自编码方法，采用深度级联网络DNC，实现图像逐级放大。每一级有一个Collaborative local auto-encoder单元和一个Non-local self-similarity组成。NLSS是用于增强输入图像块的高频细节；在放入CLA中抑制并整合重叠图像块的兼容性。可以实现图像高频纹理增强及抑制噪声的功能。

**以上几种方法中，VDN和DRCN这两种方法效果较好，能取得较高的PSNR的平均值，DRCN为VDN加入了层间信息融合。**

展望：

先验知识在网络类型选择和设计上发挥较大作用，但是还没有理论指导。

面向特定的对象，进行高重量的重建，如何将特定领域的先验知识与深度网络结构、代价函数及训练方式结合，是个有潜力的放向。

对因素降质图像的增强，传统方法能对单一因素进行增强，但是协同增强还需探索。

Enhanced Deep Residual Networks for single image super resolution CVPR workshop

本文提出的方法是基于已有的残差卷积网络ResNet，将其BN层去掉，这样可以降低内存的占用并提高性能。相对于深度数量，特征通道数量更能提高参数的数量。在训练上，先用随机初始的权重去训练两倍放大的模型，在用已有的模型去训练更大倍数的模型，收敛的更快。在多尺度放大中，开头和结尾的模型是对应不同的放大倍数，中间的残差网络是用来共享，以减少参数。测试样本进行一定几何变换比如对称旋转等，进行测试输出的图像再进行逆变换，将这些高质量图像进行相加再平均可以得到更好的效果。

Single-image super resolution：A Benchmark ECCV 2014

本位对深度学习之前的各种超分辨率的方法进行统一对比试验。并对度量指标进行研究，视觉和指标之间关系进行关联，IFC是一个比PSNR和SSIM更高的指标，MSSSIM、WPSNR也不错。并且说明了这些方法的限制，并对此提出三个解决思路：视觉上，放大四倍是一个限制。在统计学上，有梯度范围较大的小块在自然图片中比较少，这对高质量图像恢复具有较大难度，而扩大范围在计算上负载过大。该文章中对人类视觉和度量方式进行联合评测对度量方式的选取有着较大帮助和启示。

Accelerating the super-resolution convolutional neural network

本文提出的方法旨在加速原来的SRCNN，使之处理速度可以进行视频的超分辨。加速主要从两个两个方向来突破，一是图像的预处理阶段，先插值再进行卷积则计算复杂度随放大倍数的平方升高，主要是由于插值后的图像包含信息没有变，但是像素增多，需要更大滤波器去提高感受野，所以，采用在网络结构最后反卷积层（deconvolution layer），这样输入只需要是原来大小的LR图像，降低计算复杂度。二是在非线性映射阶段，如何缩紧网络范围，但不影响精度，在前面增加了缩进特征的卷积层，使映射在一个较低维度的空间，之后在后面添加扩展层，多个小滤波器组成映射层。在研究如何去设计网络结构以达到更快的处理速度时，采用选择敏感变量的方法，选定的三个敏感变量，特征提取层的滤波器数量d，缩紧层的滤波器数量s，还有非线性映射层的个数m。之后分别对这三个变量进行研究。并且在训练上采用Fine-tuning策略，这样的收敛更快。而且在针对不同尺度放大上，采用了先训练一个放大参数模型，之后在该基础上训练不同的放大参数。最后，在保持性能的基础上，提高了测试速度，FSRCNN能到到16fps，FSRCNN-s能达到40fps。

Real-Time Single Image and Video Super-Resolution Using an Efficient Sub-Pixel Convolutional Neural Network

ESPCN的核心概念是亚像素卷积层(sub-pixel convolutional layer)。如上图所示，网络的输入是原始低分辨率图像，通过两个卷积层以后，得到的特征图像大小与输入图像一样，但是特征通道为r(r是图像的目标放大倍数)。将每个像素的个通道重新排列成一个r x r的区域，对应于高分辨率图像中的一个r \* r大小的子块，从而大小为 r^2\*H\*W的特征图像被重新排列成1\*rH\*rW大小的高分辨率图像。这个变换虽然被称作sub-pixel convolution, 但实际上并没有卷积操作。

通过使用sub-pixel convolution, 图像从低分辨率到高分辨率放大的过程，插值函数被隐含地包含在前面的卷积层中，可以自动学习到。只在最后一层对图像大小做变换，前面的卷积运算由于在低分辨率图像上进行，因此效率会较高。

Photo-realistic single image super resolution using a generative adversarial network

本文的主旨是论证了PSNR高的超分辨率图像并不能有较高的视觉效果，MSN的最小化导致生成的图像比较平滑，感官真实感较差，所以提出MOS评价标准，邀请了26位对不同方法超分辨的图像进行主观评分，并对结果进行统计，类似方法在A bench中也有使用。本文使用的网络结构是generator+discriminator的形式，使用SRResNet来产生超分辨率图片，之后使用dicsriminator来识别生成出来的图片是超分辨率图片还是高分辨率图片。而且对于损失函数也进行改变，提出Perceptual loss，形式如下：

其中，为内容损失，是使用感知的相似性（）代替像素间的相似性（）。为对抗损失，是将超分辨率图像分类为高分辨率图像的概率。文中对比了与的区别，是常用的均方误差损失函数，是根据已经给出VGG网络层之间映射进行计算。但是的计算是十分麻烦的，需要预先训练VGG网络，之后手动传递其中的结果。

本文的创新点在于对常规评价标准的改变，以及对于损失函数的调整，这也将是基于深度学习的超分辨率的一个研究方向。

这个网络结构在目前开始火热起来，生成对抗网络也有其他方面的应用。但那时也有人表示超分辨率的细节是一些高频的噪声。

Seven ways to improve example based single image super resolution

本文主要介绍了七种增强样例学习的超分辨率的方法，1.增大数据量，主要是对已有的图像进行反转和旋转，一个增加为八个。2.增大字典并分层搜索，这个还没看懂。3反向投影，应该是用直方图去求出新的图像。4.级联进行超分辨。5.增强预测，就是将图片进行反转和旋转，之后超分辨，之后在反变换再求平均，6.自相似，最好内部字典外部字典一起用，SRCNN是外部字典类型。7.context reasoning 这个方法也不是很清晰。4，5方法可以在深度学习上使用试试。