[46] Qian N. On the momentum term in gradient descent learning algorithms[J]. Neural networks, 1999, 12(1): 145-151.

我们将研究梯度下降的不同变体，总结挑战，介绍最常见的优化算法，介绍并行和分布式设置的架构，并且也研究了其他梯度下降优化策略。

<https://blog.csdn.net/u010099080/article/details/78177781/>

[50] Liu C, Sun D. A Bayesian approach to adaptive video super resolution[C]//CVPR 2011. IEEE, 2011: 209-216.

们提出了一种贝叶斯方法，通过在重建原始高分辨率帧的同时估算基础运动，模糊内核和噪声水平来实现自适应视频超分辨率

<https://www.computer.org/csdl/journal/tp/2014/02/ttp2014020346/13rRUEgs2uz>

[1] Park W S, Kim M. CNN-based in-loop filtering for coding efficiency improvement[C]//2016 IEEE 12th Image, Video, and Multidimensional Signal Processing Workshop (IVMSP). IEEE, 2016: 1-5.

提出一种基于循环滤波的视频编码方法，称为IFCNN

[2] Wang Z, Liu D, Chang S, et al. D3: Deep dual-domain based fast restoration of jpeg-compressed images[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2016: 2764-2772.

将双域法（主要基于稀疏字典学习），推广到了深度学习方法上，从而避免了迭代优化。

[10] Ilg E, Mayer N, Saikia T, et al. Flownet 2.0: Evolution of optical flow estimation with deep networks[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2017: 2462-2470.

用CNN来做光流估计，提出了一种训练方法，引入了Stack的结构，对小位移单独处理，提高了网络的效果

<https://blog.csdn.net/bea_tree/article/details/67049373>

[11] Li D, Wang Z. Video superresolution via motion compensation and deep residual learning[J]. IEEE Transactions on Computational Imaging, 2017, 3(4): 749-762.

在本文中，我们提出了一种新的视频SR方法，即运动补偿和残差网（MCResNet）。 我们将光流算法用于运动估计和运动补偿作为预处理步骤。 然后，我们采用新颖的深度残差卷积神经网络（CNN），使用多个运动补偿观测值来预测高分辨率图像。

<https://ieeexplore.ieee.org/document/7858640>

[13] Yang R, Xu M, Wang Z. Decoder-side HEVC quality enhancement with scalable convolutional neural network[C]//2017 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME). IEEE, 2017: 817-822.

为此，我们在本文中提出了一种解码器侧可扩展卷积神经网络（DS-CNN）方法，以实现HEVC的质量增强

<https://ieeexplore.ieee.org/document/8019299>

[14] Niklaus S, Mai L, Liu F. Video frame interpolation via adaptive separable convolution[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. 2017: 261-270.

插帧

[3] Li K, Bare B, Yan B. An efficient deep convolutional neural networks model for compressed image deblocking[C]//2017 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME). IEEE, 2017: 1320-1325.

提出了一种用于图像解块的有效的深度C-NNs模型。

[5] Dai Y, Liu D, Wu F. A convolutional neural network approach for post-processing in HEVC intra coding[C]//International Conference on Multimedia Modeling. Springer, Cham, 2017: 28-39.

HEVC帧内编码后处理的卷积神经网络方法

[7] Caballero J, Ledig C, Aitken A, et al. Real-time video super-resolution with spatio-temporal networks and motion compensation[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2017: 4778-4787.

能够处理视频图像超分辨，并且做到实时速度。还提出了一个**将动作补偿和视频超分辨联合起来的算法，并且可以端到端训练**。

<https://blog.csdn.net/u014447845/article/details/89928794>

[8] He X, Hu Q, Zhang X, et al. Enhancing HEVC compressed videos with a partition-masked convolutional neural network[C]//2018 25th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). IEEE, 2018: 216-220.

该网络**利用编码端提供的块分割信息，在解码端进行质量增强**。

<https://www.cnblogs.com/RyanXing/p/9952479.html>

[6] Wang T, Chen M, Chao H. A novel deep learning-based method of improving coding efficiency from the decoder-end for HEVC[C]//2017 Data Compression Conference (DCC). IEEE, 2017: 410-419.

是解码端（decoder-end）的网络，因此可以进一步解决inloop-filter没能解决的块效应和振铃效应等压缩伪影。

<https://www.cnblogs.com/RyanXing/p/11708513.html>  
[4] Lu G, Ouyang W, Xu D, et al. Deep Kalman filtering network for video compression artifact reduction[C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV). 2018: 568-584.

当使用有损视频压缩算法时，压缩伪像经常出现在视频中，从而使解码后的视频对人类的视觉系统不愉快。 在本文中，我们将视频工件减少任务建模为卡尔曼滤波程序，并通过深层的卡尔曼滤波网络恢复解码后的帧。

[9] Song X, Yao J, Zhou L, et al. A practical convolutional neural network as loop filter for intra frame[C]//2018 25th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). IEEE, 2018: 1133-1137.

以往的视频编码后处理的神经网络模型在实际应用中存在问题：一是：使用不同QP的编码帧使用不同的模型，硬件上贵。二是：在不同平台上的编解码端的CNN的浮点运算可能导致不连续性。三是：CNN模型有冗余，消耗资源。  
所以作者提出的网络旨在单个，低冗余，并且适应不同质量的解码帧。所以，将重构和QP也作为网络的输入，经过训练后将模型压缩，以减少冗余。为了确保连续性，采用DFP（dynamic fixed points），模型中的参数先经过DFP量化再被输入到CNN中。CNN的最终输出也经过DFP操作。在全intra配置下，取代传统的滤波，在JEM7.0上的实验结果显示在三个分量上分别有3.14%,5.12%,6.28%的码率节省。

<https://blog.csdn.net/shayashi/article/details/86612041>

[15] Wang, Xintao, et al. “EDVR: Video Restoration With Enhanced Deformable Convolutional Networks.” 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), 2019