

图像视频质量增强综述

陈中平,徐迈,刘铁

(北京航空航天大学, 北京 100191)

摘要: 图像视频质量增强是为了减轻或消除其在有损压缩过程中的质量损失,从而生成得到更接近无损的高质量图像视频。直方图均衡、灰度变换等传统的图像质量增强方法是直接对图像的像素值进行处理,低通滤波、高通滤波等是对经过傅里叶变换后的图像频谱成分进行处理。近年来随着深度学习方法的广泛运用,出现了大量基于卷积神经网络、生成对抗网络、长短时记忆网络等深度神经网络进行图像视频质量增强的方法。本文对近年来基于深度学习的图像视频质量增强方法进行全面的综述,分为图像和视频两类:图像质量增强包括基于卷积神经网络和生成对抗网络的方法,视频质量增强包括基于卷积神经网络,生成对抗网络和长短时记忆网络的方法。本文介绍了图像视频质量增强的经典工作,并总结了几种神经网络的实现过程,整理不同方法的数据库以及相应的实验结果对比。最后,本文分析了现有方法存在的不足,及其可能的发展方向。

关键词: 质量增强;深度学习;神经网络

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A

Review of Image and Video Quality Enhancement

Chen Zhongping, Xu Mai, Liu Tie

(Beihang University, 100191 Beijing China)

Abstract: Quality enhancement of compressed image/video is to reduce or eliminate its quality loss during lossy compression, and generates high-quality image/video which is closer to lossless ones. Traditional image and video quality enhancement methods, such as histogram equalization and gray level transformation, process the pixel values of the image directly; the low pass filtering and high pass filtering process the spectral components of the image after Fourier transform. With the widespread use of deep learning, a lot of neural networks, such as convolution neural networks, generative adversarial networks, and long-short term memory networks have been used to enhance the image and video quality. In this paper, the methods of image/video quality enhancement based on deep learning are reviewed: image-based methods can be divided into convolution neural network and generative adversarial network based methods; video-based methods includes convolution neural network, generative adversarial network, and long-short term memory based methods. This paper introduces numerous classical works of image and video quality enhancement, summarizes the implementation process of several neural networks, collates the databases of different methods, and compares their corresponding results. Finally, this paper also analyzes the problems existing in the existing methods and their possible development directions.

Key words: quality enhancement; deep learning; neural network

1 绪论¹

(1) 研究背景和意义

在如今信息化时代下, 各种互联网数据在互联网中传播时会耗费大量的互联网流量, 而这其中图像和视频数据占据的比例越来越大。因此图像和视频在带宽受限的互联网中传播时, 为了降低图像视频码率, 节省传输带宽, 通常会使用有损压缩算法对图像视频进行压缩, 对于图像有 JPEG[1]、JPEG-2000[2] 等, 对于视频有 MPEG-1[3]、MPEG-2[4]、MPEG-4[5]、H.264/AVC[6]和 HEVC[7] 等。但是图像和视频经过有损压缩就会出现失真现象, 例如块效应、纹理模糊、振铃现象、形状畸变等, 而图像视频中存在这些失真会严重影响到观看者的主观感受。因此, 对于经过有损压缩后的图像视频进行质量增强十分必要。

(2) 研究现状

对于有损压缩图像的质量增强, 在早期有很多基于传统方法进行的工作。比如, 2004 年在[8]工作中 Liew 等人提出利用过完备的小波表示方法去除压缩后图像的块效应; 2013 年 Wang 等人[9]又提出通过对块边界进行滤波处理来消除 JPEG 图像的块效应。近年来随着深度学习在图像处理和计算机视觉等领域的广泛应用, Dong 等人[10]在 2015 年根据他们之前的超分辨率工作中的重建网络, 设计了一个用于提升 JPEG 图像质量的四层的卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN); 除了卷积神经网络的应用, Galteri 等人[11]于 2017 年提出了一种用生成对抗网络(Generative Adversarial Network, GAN)训练的完全卷积残差网络, 可以产生更适合人眼视觉的高质量图像; 2020 年 Jin 等人[12]提出了一种包含了残差学习和递归学习的网络, 还采用了横向连接传输在不同频率流中提取特征用于图像增强。

关于视频增强, 考虑到视频的每一帧都是一幅图像, 因此图像质量增强方法是视频质量增强的基础, 在图像质量增强中采用的卷积神经网络和生成对抗网络经过改进同样可以运用于视频质量增强中。例如, Yang 等人[13]于 2018 年提出了一种叫

QE-CNN 的卷积神经网络用于视频质量提升, 此种网络模型对于视频帧中的 I 帧和 P 帧同样适用; 同年他们还提出了一种名为 MFQE[14]的网络, 利用视频多帧信息进行质量增强, 充分利用了视频帧间的信息相关性, 提高了视频质量提升效果。另外, 在 2019 年 Yu 等人[15]设计了一种具有递归框架的对抗学习网络 VRGAN, 其中包含了一个具有递归框架的生成器和一个相对判别器。最近, Wang 等人[16]提出了一个包含了多级小波变换的生成对抗网络。除了图像处理中的卷积神经网络和生成对抗网络, 由于视频中的一帧不仅具有帧内信息相关性, 而且视频帧是连续的, 还可以考虑利用视频帧间的信息相关性, Meng 等人[17]设计了一种名为 MGANet 的深度网络, 采用一个双向的长短时记忆网络[18]充分利用多帧信息来增强当前帧。在 2019 年, Xu 等人[19]提出了 NL-ConvLSTM 网络, 不仅考虑到帧间的信息相关性, 还考虑了低质量帧内也存在高质量块的情况, 提出用非局部的思想来利用连续多帧中的高质量块的信息。

图 1 展示了过去几年中图像视频质量增强的经典工作, 依据所使用的深度神经网络不同进行分类。

2. 图像质量增强

基于深度学习的图像处理方法近年来发展迅速, 从 2015 年至今有越来越多的工作利用深度学习进行有损压缩图像的质量增强。根据所用的深度学习网络的不同基本可以分为两类: 基于卷积神经网络(CNN)[20]和基于生成对抗网络(GAN)[21]的图像质量增强。图 2 和图 3 分别为多种基于卷积神经网络和生成对抗网络的图像质量增强方法。

(1) 基于 CNN 的图像质量增强

卷积神经网络的一般结构组成包括输入层, 隐藏层, 输出层, 其中隐藏层中有卷积层、池化层、全连接层等常见部分。

2015 年 Dong 等人[10]根据他们之前的超分辨率重建网络, 设计了一个用于提升 JPEG 压缩图像质量的四层卷积神经网络 (Artifacts Reduction Convolutional Neural Network, AR-CNN), 这是第一个利用卷积神经网络进行图像质量增强的工作, AR-CNN 的四个卷积层分别起到特征提取、特征去噪、非线性映射和图像重构的作用。AR-CNN 存在

作者简介: 陈中平 (1995-), 男 (汉族), 重庆市人, 北京航空航天大学硕士研究生, chenzp16@buaa.edu.cn。

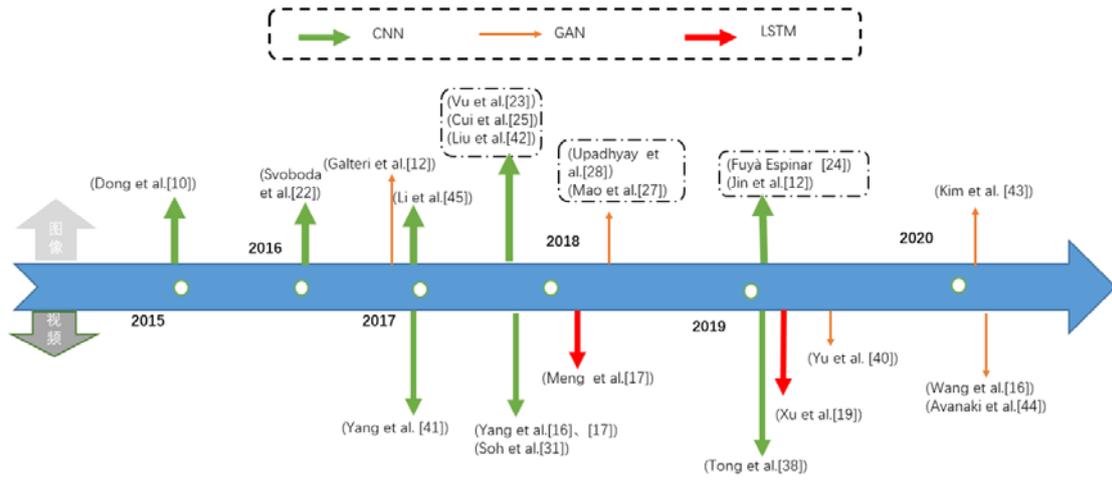


图 1 图像视频质量增强的经典工作分类

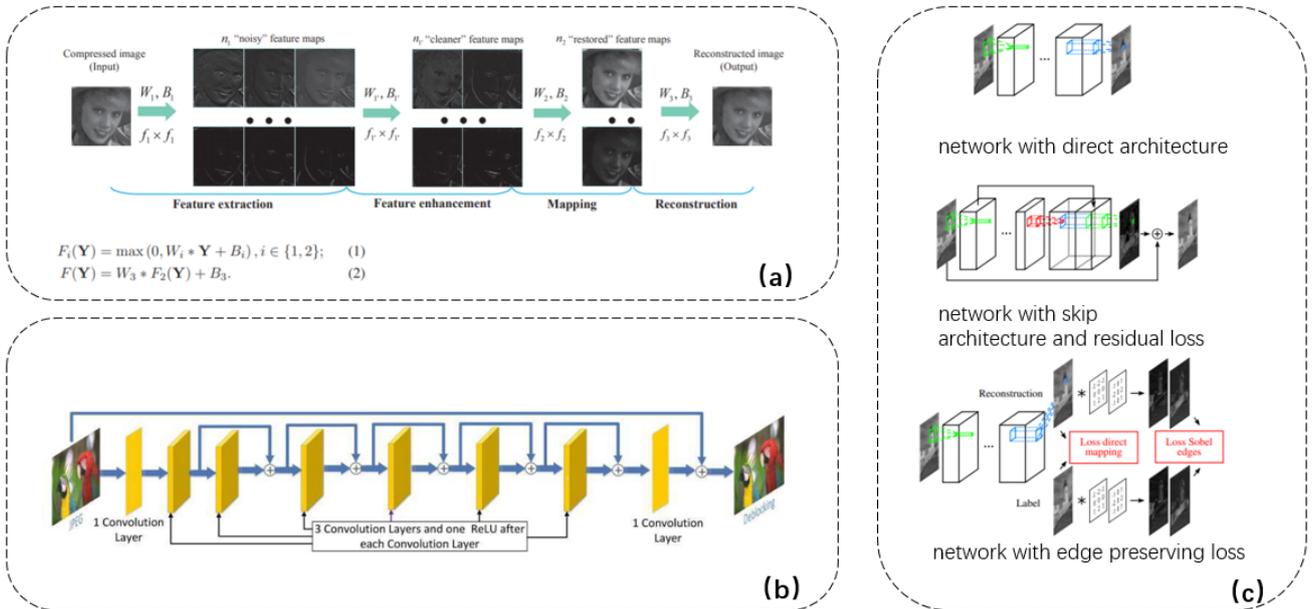


图 2 基于 CNN 的图像质量增强网络，其中(a)为[10], (b)为[45], (c)为[22]的网络结构图

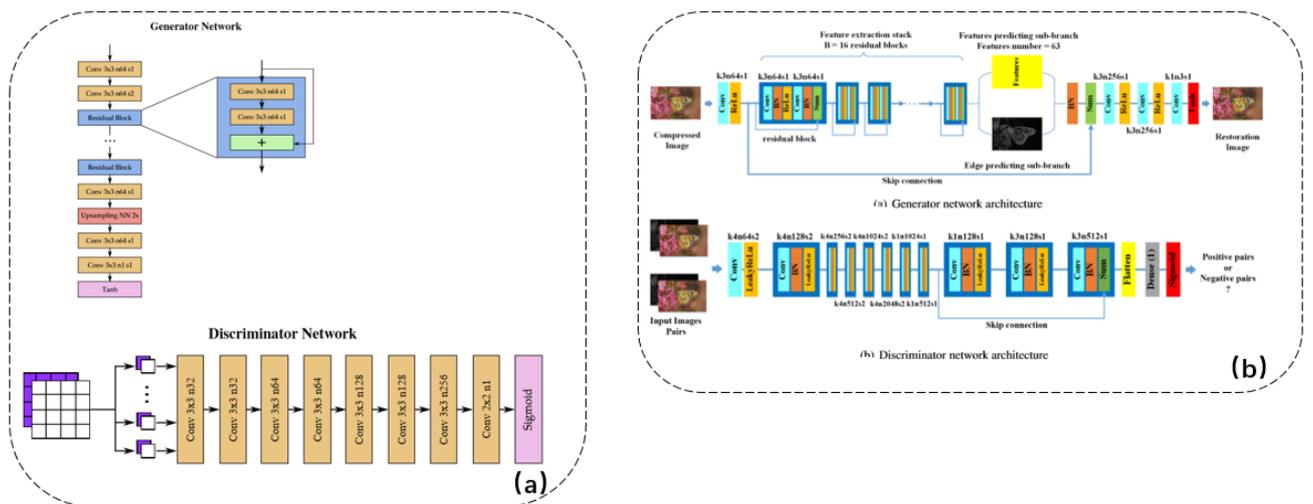


图 3 基于 GAN 的图像质量增强网络，其中(a)为[11], (b)为[27]的网络结构图

的问题是难于训练，所以在训练时采用了从简单到难的迁移学习。2016年 Svoboda 等人[22]结合了残差学习，跳跃连接等结构，设计了一个可以在较短时间内用单个步骤完成训练的8层卷积网络，其中残差学习可以加快训练过程，跳跃连接能够使信息更容易从输入端传输到输出端。Vu 等人[23]在2018年设计了一个快速高效质量增强的网络（FEQE），解决了三个方面的问题：a) 可以在低分辨率上完成计算，b) 使用的卷积层通道数很小，从而可以增加网络深度，c) 采用的去亚像素下采样不会导致信息丢失。通常在考虑图像质量增强时主要针对亮度通道进行处理，而2017年 Fuyà Espinar 等人[24]提出针对彩色图像进行质量增强处理，且 Cui 等人[25]在2018年提出考虑到不同通道信息相关性的基于3阶段 CNN 的方法。为了适用于多种图像任务，2019年 Jin 等人[12]设计了一个包含残差学习和递归学习的网络，残差学习可以加快学习速度，递归学习可以减少参数量，同时采用了一个横向连接传递不同通道提取的特征。另外还有一些实现网络模型更加优化的工作，例如2019年 Chen 等人[26]提出采用各向同性的卷积核来减少参数量，在对称位置使用相同的权重从而为图像增强提取旋转不变性特征。

(2) 基于 GAN 的图像质量增强

2014年 Goodfellow 等人提出了生成对抗网络[21]，之后便被广泛应用。它的基本结构主要是由一个生成器和一个判别器组成，判别器的目的是判别输入的样本是属于真实样本集还是假样本集，而生成器作用是生成样本，使自己生成的样本让判别器无法判断真假。

2017年 Galteri 等人[11]提出了一种用生成对抗结构训练的卷积残差网络模型，其中生成器采用的是深度残差网络，判别器是在子块级别完成判别的。2018年 Mao 等人[27]提出了更加注重块边缘信息的生成对抗网络——边缘保存生成对抗网络，同时实现边缘保存和纹理生成。Upadhyay 等人[28]考虑到训练数据的问题，在2019年设计了一种可以利用多种质量水平的训练数据的生成对抗网络，根据以较低的设备成本且更容易获取的中等质量图像对低质量图像进行增强。另外还有一些工作针对特定的图像类型，比如 Guo 等人[29]提出了多尺度密集生成对抗网络去增强水下图像，Tang 等人[30]设计的叠加生成对抗网络处理 CT 图像，其中的第一个 GAN 用于去噪，第二个 GAN 用于生成高质量图像。

图像增强一般采用峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)和结构相似性 (Structural Similarity, SSIM)表一为图像质量增强中不同方法的结果比较：

表一 图像质量增强方法的结果比较

方法	数据集	JPEG	JPEG2000	Quality	JPEG PSNR	JPEG SSIM	PSNR	SSIM
Dong 等人.2015 [10]	LIVE1	√		20	30.07	0.86	31.29	0.88
	BSDS500	√		20	28.80	0.86	30.00	0.88
Svoboda 等人.2016[22]	LIVE1	√		20	30.07	0.86	31.51	0.89
	BSDS500	√		20	28.80	0.86	30.99	0.87
Galteri 等人.2017[11]	LIVE1	√		20	30.07	0.86	31.77	0.89
Mao 等人.2018[27]	LIVE1	√		10	27.77	0.79	28.80	0.82
Jin 等人.2019[12]	LIVE1		√	0.1	27.74	0.73	28.41	0.74

3.视频质量增强

视频的每一帧都可以认为是一幅图像，但是相对于图像压缩，视频的压缩过程更复杂，因此

视频在有损压缩过程中产生的失真也会更加复杂。随着深度学习方法在图像质量增强中的应用，这些方法同样可以应用于有损压缩视频的质量增强[31][32][33][34]。除了图像中常用的基于卷积神经网络和生成对抗性网络的质量增强方法，由于

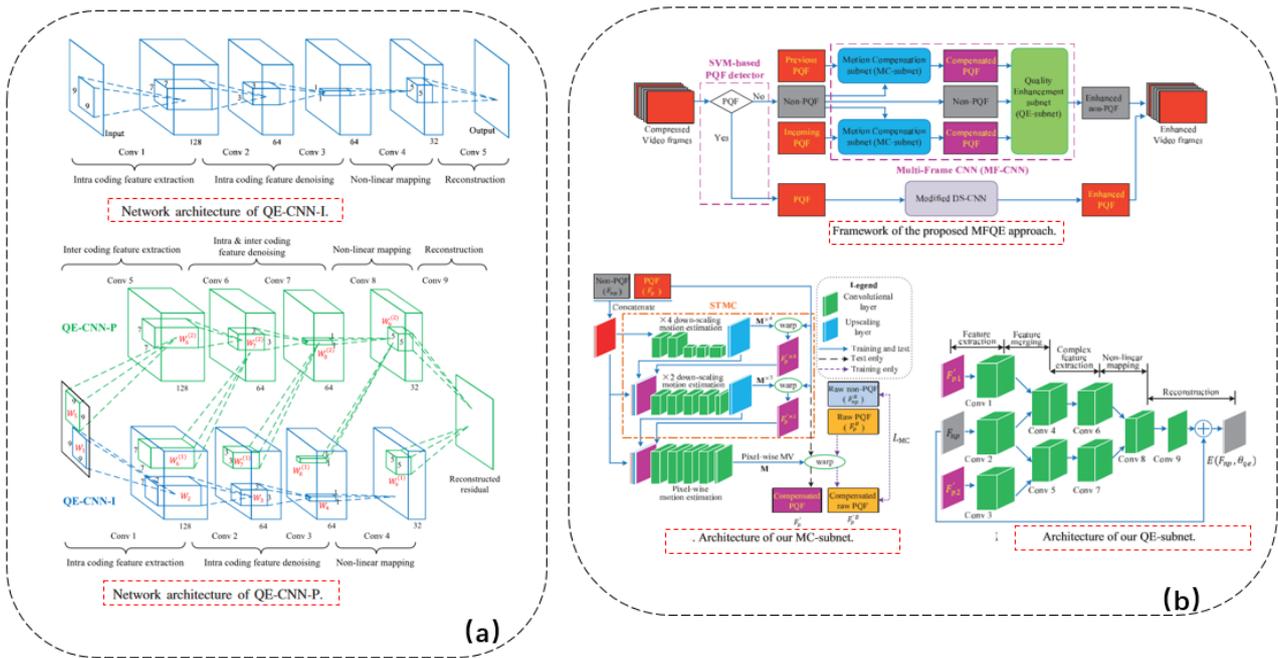


图 4 基于 CNN 的视频质量增强网络，其中(a)为[13], (b)为[14]的网络结构图

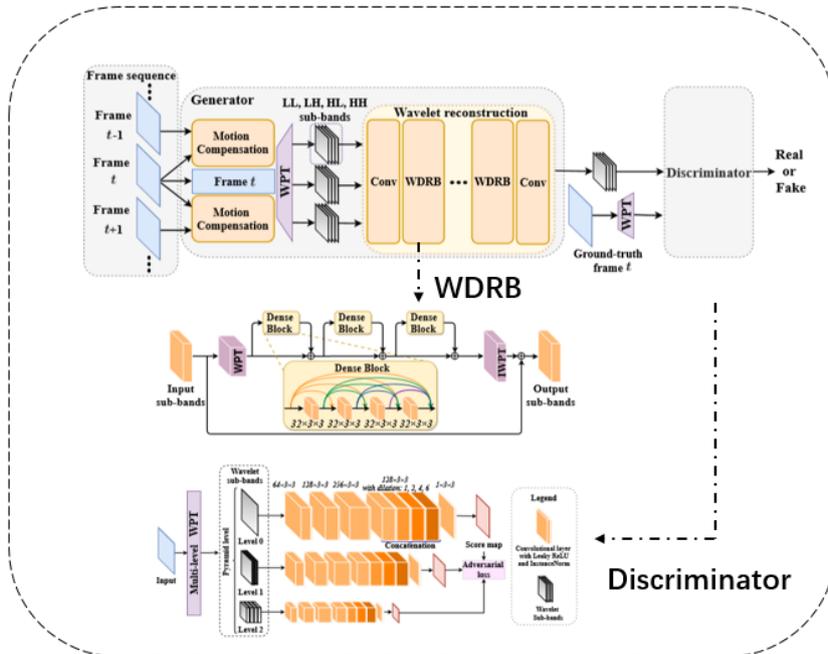


图 5 基于 GAN 的视频质量增强网络[16]

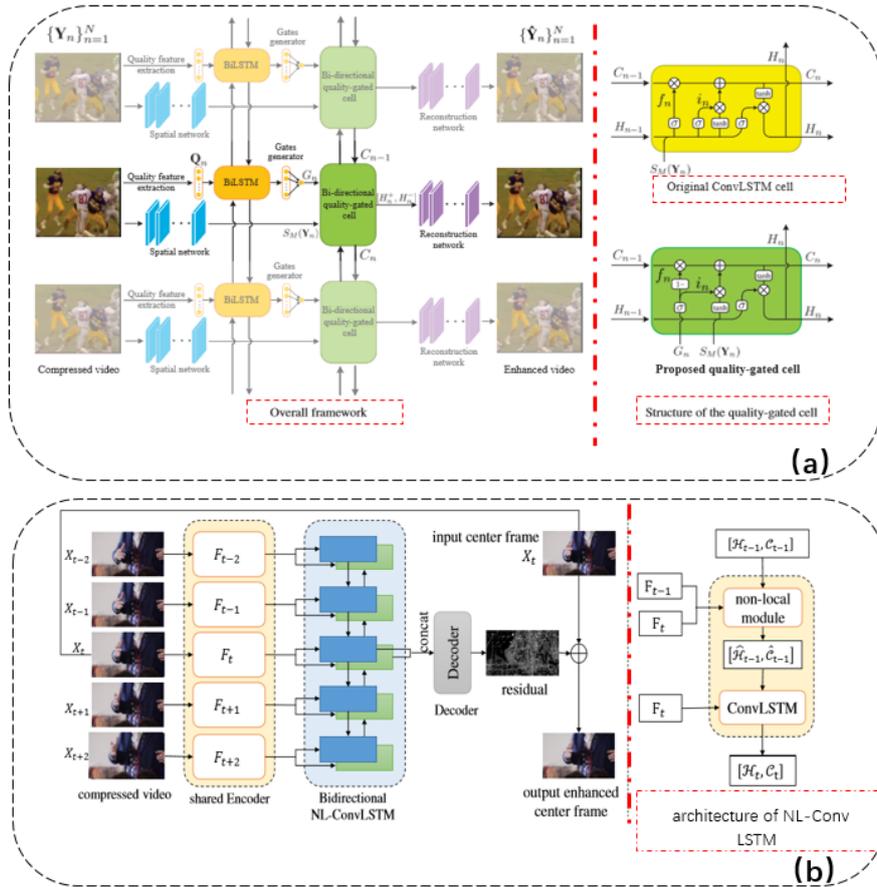


图 6 基于 LSTM 的视频质量增强网络，其中(a)为[40]，(b)为[19]的网络结构图

视频帧间是连续的，帧间信息存在相关性，可以利用其它帧的信息来增强当前帧，所有对于视频有基于长短时记忆网络(Long-Short Term Memory, LSTM)的方法[34][35]。图 4、图 5 和图 6 为基于不同神经网络的视频质量增强方法的网络模型。

(1) 基于 CNN 的视频质量增强

图像处理是视频处理的基础，所以基于卷积神经网络的图像质量增强方法经过改变也可以应用于视频增强。2017 年 Hou 等人[36]采用了一个两层的卷积神经网络对视频进行质量增强。2018 年 Yang 等人[13]提出了一种针对 HEVC 编码标准压缩视频的质量增强方法 QE-CNN，由于视频 I 帧和 P 帧的压缩编码方式存在区别，产生的失真也不同，因此对于视频中的 I 帧和 P 帧分别以不同的模型进行增强。考虑到视频和图像的区别是视频帧间存在信息相关性，同年 Yang 等人[14]又提出了利用多帧信息增强当前帧的视频质量增强方法 MFQE，他们在文中指出视频压缩过程中会在高质量帧之间的关系。2020 年 Wang 等人[16]设计了一个基于多层小波变换的生成对抗网络，用于

连续多帧上产生质量波动，因此可以利用离当前帧最近且质量较高的帧帮助恢复当前帧的信息。之后，Guan 等人[37]于 2019 年基于 MFQE 提出了 MFQE2.0，采用基于双向 LSTM 网络的高质量帧检测方法，并且在质量增强网络中加入多尺度信息提取和密集连接的映射结构来提升增强效果。2019 年 Tong 等人[38]也设计了一种基于深度学习的多帧质量增强方法，利用光流进行帧间运动补偿，并考虑了相邻帧的质量和与当前帧距离的权衡问题，用一个中等质量帧和高质量帧来增强当前帧。

(2) 基于 GAN 的视频质量增强

基于生成对抗网络的视频质量增强方法的主要结构是一个生成器和一个判别器。2019 年 Yu 等人[15]设计了一个名叫 VRCNN 的视频质量增强方法，考虑到压缩视频的帧间不连续会降低视觉质量，所以采用了递归网络来保持相邻帧之间的一致性，并引入了相对判别器[39]评估生成帧和原始增强有损压缩视频的主观质量，在[16]中发现恢复小波域中的高频子带对于提升视频主观质量非常

关键，因此他们提出了一个具有小波密集残差结构的小波重构网络来恢复高频细节，使主观质量得到提升。

(3) 基于 LSTM 的视频质量增强

长短时记忆神经网络最早是在 1997 年由 Hochreiter 等人[18]提出的，它是递归网络的一种，递归神经网络无法学习具有长时间间隔的信息，而长短时记忆神经网络可以用于解决具有长距离依赖的问题，它的主要结构包括输入门，遗忘门和输出门。

2018 年 Meng 等人[17]设计了一种多帧引导注意力网络 MGANet，因为视频中短时间间隔内的背景通常不会改变，只有其中的物体有一些小的变化，这表明在连续的帧中大部分低频成分是相同的，所以在[17]中提出了一个双向残差卷积长短时记忆网络 (BRCLSTM) 用于处理各帧的变化，利用多帧信息进行质量增强。考虑到有损压缩视频各帧存在质量波动，为了利用更大范围内多帧的有利信息来增强当前帧的质量，2019 年 Yang 等人[40]提出了具有双向递归结构的质量门控卷积长短时记忆网络 QG-ConvLSTM，包含空间网络，门发生器，质量门控单元和重建网络四部分。2019 年 Xu 等人[19]发现在一个高质量帧中可能会存在一些低质量的块，而在低质量帧中也可能存在高质量的块，仅仅使用邻近的高质量帧有可能会丢失低质量帧中的高质量块的信息，在此发现的基础上基于非局部策略来捕获全局运动模式和利用视频中的时空依赖性，提出了新颖的端到端的深度神经网络 NL-ConvLSTM，充分利用连续多帧的非局部信息来增强当前帧的质量。

4. 总结与展望

本文综述了基于深度学习的图像视频质量增强方法，根据不同的神经网络种类将图像增强方法分为基于卷积神经网络和生成对抗网络的方法，将视频质量增强方法分为基于卷积神经网络，生成对抗网络和长短时记忆网络的方法。近来的文献表明，基于生成对抗网络的质量增强方法可以生成更满足观看者主观感受的图像视频，基于长短时记忆网络的质量增强方法能够利用更大范围连续多帧的信息，取得了更好的增强效果，这两类方法的应用也越来越广泛。尽管目前深度学

习在图像视频质量增强上取得了非常显著的提升效果，未来还有很多可以改进的方向，比如现有工作都是只针对客观或主观质量进行增强，如何实现客观和主观质量同时提升是将来发展方向；以及如何更好的利用编码端的信息作为先验知识，对解码端的压缩视频进一步提升增强效果。因此，未来还会有更多可以继续研究的深度学习方法来更好的实现有损压缩图像和视频的质量增强。

参考文献

- [1] Wallace G K. The JPEG still picture compression standard[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 1992, 38(1): xviii-xxxiv.
- [2] Skodras A., Christopoulos C., and Ebrahimi T. The jpeg 2000 still image compression standard[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2001, 18(5): 36-58.
- [3] Le Gall D J. The MPEG video compression algorithm[J]. Signal Processing: Image Communication, 1992, 4(2): 129-140.
- [4] Schafer R. and Sikora T. Digital video coding standards and their role in video communications[J]. Proceedings of the IEEE, 1995, 83(6):907-924.
- [5] Sikora T. The MPEG-4 video standard verification model[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 1997, 7(1): 19-31.
- [6] Wiegand T., Sullivan G. J., Bjontegaard G., and Luthra A. Overview of the H. 264/AVC video coding standard[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2003, 13(7): 560-576.
- [7] Sullivan G. J., Ohm J. R., Han W. J., and Wiegand T. Overview of the high efficiency video coding (HEVC) standard[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2012, 22(12): 1649-1668.
- [8] Liew A. C. and Yan H. Blocking artifacts suppression in block-coded images using overcomplete wavelet representation[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2004, 14(4): 450-461.
- [9] Wang C., Zhou J., and Liu S. Adaptive non-local means filter for image deblocking[J]. Signal Processing: Image Communication, 2013, 28(5): 522-530.
- [10] Dong C., Deng Y., Change Loy C., and Tang X.

- Compression artifacts reduction by a deep convolutional network[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). 2015: 576-584.
- [11] Galteri L., Seidenari L., Bertini M., and Del Bimbo A. Deep generative adversarial compression artifact removal[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). 2017: 4826-4835.
- [12] Jin Z., Iqbal M. Z., Bobkov D., Zou W., Li X., and Steinbach E. A flexible deep CNN framework for image restoration[J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2019, 22(4): 1055-1068.
- [13] Yang R., Xu M., Liu T., Wang Z., and Guan Z. Enhancing quality for HEVC compressed videos[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2018, 29(7): 2039-2054.
- [14] Yang R., Xu M., Wang Z., and Li T. Multi-frame quality enhancement for compressed video[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2018: 6664-6673.
- [15] Yu S., Chen B., Xu Y., Chen W., Chen Z., and Zhao T. HEVC Compression Artifact Reduction with Generative Adversarial Networks[C]//2019 11th International Conference on Wireless Communications and Signal Processing (WCSP). IEEE, 2019: 1-6.
- [16] Wang J., Deng X., Xu M., Chen C., and Song Y. Multi-level Wavelet-based Generative Adversarial Network for Perceptual Quality Enhancement of Compressed Video[C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV). 2020.
- [17] Meng X., Deng X., Zhu S., Liu S., Wang C., Chen C., and Zeng B. Mganet: A robust model for quality enhancement of compressed video[J]. *arXiv preprint arXiv:1811.09150*, 2018.
- [18] Hochreiter S., Schmidhuber J. Long short-term memory[J]. *Neural Computation*, 1997, 9(8): 1735-1780.
- [19] Xu Y., Gao L., Tian K., Zhou S., and Sun H. Non-Local ConvLSTM for Video Compression Artifact Reduction[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). 2019: 7043-7052.
- [20] LeCun Y., Bottou L., Bengio Y., and Haffner P. Gradient-based learning applied to document recognition[J]. *Proceedings of the IEEE*, 1998, 86(11): 2278-2324.
- [21] Goodfellow I., Pouget-Abadie J., Mirza M., Xu B., Warde-Farley D., Ozair S., Courville A., and Bengio Y. Generative adversarial nets[C]//Advances in Neural Information Processing Systems (NeurIPS). 2014: 2672-2680.
- [22] Svoboda P., Hradis M., Barina D., and Zemcik P. Compression artifacts removal using convolutional neural networks[J]. *arXiv preprint arXiv:1605.00366*, 2016.
- [23] Vu T., Van Nguyen C., Pham T. X., Luu T. M., and Yoo C. D. Fast and efficient image quality enhancement via desubpixel convolutional neural networks[C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV). 2018: 0-0.
- [24] Fuyà Espinar D. Compressed Color Image Enhancement with CNN[D]. Universitat Politècnica de Catalunya, 2019.
- [25] Cui K. and Steinbach E. G. Decoder Side Image Quality Enhancement exploiting Inter-channel Correlation in a 3-stage CNN: Submission to CLIC 2018[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. 2018: 2571-2574.
- [26] Chen Y., Lyu Z. X., Kang X., and Wang Z. J. A rotation-invariant convolutional neural network for image enhancement forensics[C]//2018 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). IEEE, 2018: 2111-2115.
- [27] Mao Q., Wang S., Wang S., Zhang X., and Ma S. Enhanced image decoding via edge-preserving generative adversarial networks[C]//2018 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME). IEEE, 2018: 1-6.
- [28] Upadhyay U. and Awate S. P. A Mixed-Supervision Multilevel GAN Framework for Image Quality Enhancement[C]//International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Springer, Cham, 2019: 556-564.
- [29] Guo Y., Li H., and Zhuang P. Underwater image enhancement using a multiscale dense generative adversarial network[J]. *IEEE Journal of Oceanic*

- Engineering, 2019.
- [30] Tang Y., Cai J., Lu L., Harrison A. P., Yan K., Xiao J., Yang L., and Summers R. M. CT image enhancement using stacked generative adversarial networks and transfer learning for lesion segmentation improvement[C]//International Workshop on Machine Learning in Medical Imaging. Springer, Cham, 2018: 46-54.
- [31] Soh J. W., Park J., Kim Y., Ahn B., Lee H. S., Moon Y. S., and Cho N. I. Reduction of video compression artifacts based on deep temporal networks[J]. IEEE Access, 2018, 6: 63094-63106.
- [32] Davy A., Ehret T., Morel J. M., Arias P., and Facciolo G. Non-local video denoising by CNN[J]. arXiv preprint arXiv:1811.12758, 2018.
- [33] Li F., Tan W., and Yan B. Deep Residual Network for Enhancing Quality of the Decoded Intra Frames of Hvc[C]//2018 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). IEEE, 2018: 3918-3922.
- [34] Yu L., Shen L., Yang H., Wang L., and An P. Quality Enhancement Network via Multi-Reconstruction Recursive Residual Learning for Video Coding[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2019, 26(4): 557-561.
- [35] Lu G., Ouyang W., Xu D., Zhang X., Gao Z., and Sun M. T. Deep kalman filtering network for video compression artifact reduction[C]//Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV). 2018: 568-584.
- [36] Hou J. X., Zhao Y., Lin C. Y., Bai H. H., and Liu M. Q. Quality enhancement of compressed video via CNNs[J]. J. Inf. Hiding Multimed. Signal Process., 2017, 8(1): 200-207.
- [37] Guan Z., Xing Q., Xu M., Yang R., Liu T., and Wang Z. MFQE 2.0: A new approach for multi-frame quality enhancement on compressed video[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2019.
- [38] Tong J., Wu X., Ding D., Zhu Z., and Liu Z. Learning-Based Multi-Frame Video Quality Enhancement[C]//2019 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). IEEE, 2019: 929-933.
- [39] Jolicoeur-Martineau A. The relativistic discriminator: a key element missing from standard GAN[J]. arXiv preprint arXiv:1807.00734, 2018.
- [40] Yang R., Sun X., Xu M., and Zeng W. Quality-gated convolutional LSTM for enhancing compressed video[C]//2019 IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME). IEEE, 2019: 532-537.
- [41] Yang R., Xu M., and 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.
- [42] Liu P., Zhang H., Zhang K., Lin L., and Zuo W. Multi-level wavelet-CNN for image restoration[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. 2018: 773-782.
- [43] Kim Y., Cho S., Lee J., Jeong S. Y., Soo Choi J., and Do J. Towards the Perceptual Quality Enhancement of Low Bit-Rate Compressed Images[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. 2020: 136-137.
- [44] Avanaki N. J., Zadtootaghaj S., Barman N., Schmidt S., Martini M. G., and Möller S. Quality enhancement of gaming content using generative adversarial networks[C]//2020 Twelfth International Conference on Quality of Multimedia Experience (QoMEX). IEEE, 2020: 1-6.
- [45] Li K., Bare B., and 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.