

图像降噪处理论文阅读总结

09018123 曹智

摘要——我始终关注图像处理方面的论文,原因有两点: 1, 与我的社团工作相关 2, 正在学习的图像处理课程。而这一次, 在粗看了多篇论文的摘要后选择了这一篇: Self-Guided Network for Fast Image Denoising, 发表于 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV) 近几年, 使用高度复杂的神经网络在图像降噪和恢复上取得了巨大进步。尽管它们具有良好的恢复性能, 但沉重的计算负担大大局限了他们的应用场景。为了解决这个问题, 这一篇论文提出了一种自导网络 (SGN), 大大提高了运行的效率, 同时能获得不错的效果。

Index Terms—SGN

I. 论文介绍

这一篇论文分为七个部分。

第一部分为介绍, 简述了图像降噪的意义, 以及近几年深层神经网络在图像复原上的成功典范, 但有着对硬件的苛刻要求和庞大的计算量。故这篇论文提出了一种快速且高效的网络, 即 SGN。通过采用自上而下的自导体系结构, SGN 在降噪性能, 速度和内存各方面的综合表现优于当前算法。论文还介绍了详细的实验结果, 并针对当前其他算法作了比较和优势分析。

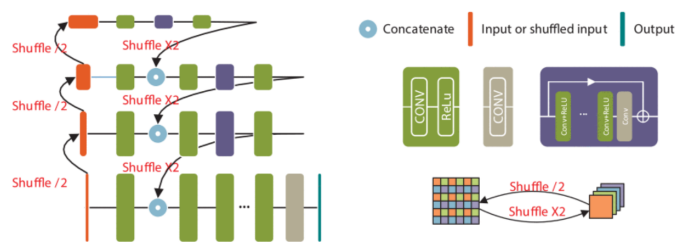


图 1. 自导网络 (SGN)

第二部分介绍了他们在研究此方法时进行的对已有方法的研究和回顾。即深度神经网络, 图像引导增强算法, 感受野的扩大方法等。

第三部分介绍了他们所建立的自导神经网络模型。包含顶层子网, 中间子网, 底部子网三部分。三层子网均采用轻量级结构, 此部分还具体说明了网络的参数。以及工作方式: 顶层子网在低分辨率空间工作, 中间子

网引入上层子网的结论以指导生成结果, 底部子网使用与中间子网相同的引导合并方法。多尺度上下文信息逐渐移至全分辨率并引导底层子网 F0 生成最终结果。

第四部分介绍了他们为验证所提出的方法的有效性所做的实验。简述了实验的一些设定, 样本。以及不同级别的 SGN 去噪结果。这一部分还从实验的角度回答了为什么这个算法更有优势的原因: 此方法的核心思想是利用 large scale contextual information 来指导 finer scales 的图像恢复。通过训练三个网络进行图像去噪, 在不同阶段将 contextual information 合并。而清晰的实验数据证明了它的优势所在。作者在这里也强调了他们获取更低分辨率图像的方法是 shuffling 而不是降采样, 因为与下采样相比, shuffling 能够降低空间分辨率且保留输入图像的所有信息。从而使 SGN 中的每个子网都可以自适应地提取不同比例的特征。(表 1)

表 I
不同级别的 SGN 去噪结果

Method	BSD68	DIV2K	CPU[GB]	Time[ms]
SGNL0	25.48	26.95	0.0645	3.1
SGNL1	26.15	28.03	0.0746	4.6
SGNL2	26.36	28.42	0.0817	6.2
SGNL3	26.46	28.57	0.0942	7.5
SGNL4	26.48	28.58	0.1324	9.1

第五部分作者将 SGN 与最新的一些降噪算法 DnCNN, RED 和 MemNet 进行了滤除高斯噪声的实验比较。结果 SGN 算法与其相比在性能和速度上都呈现了巨大的优势 (图 2, 3, 4)。

第六部分依旧是实验对比。简述了 SGN, 与 U-Net 算法在 SID 数据集上进行颜色转换, 去马赛克, 降噪和图像增强的表现。结果还是 SGN 更占优势。

第七部分为总结: SGN 采用自导策略以自上而下的方式对图像进行降噪。采用 shuffling 生成具有不同空间分辨率图像。SGN 以低空间分辨率提取特征, 利用

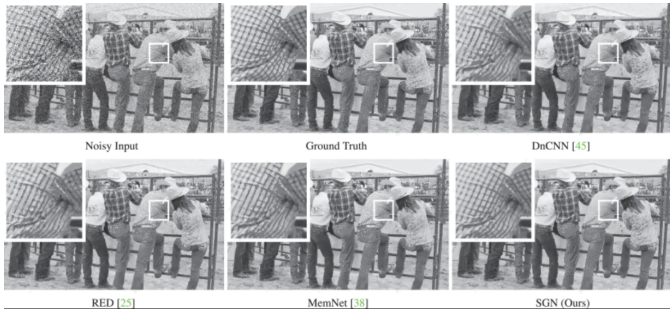


图 2. DIV2K 数据集的测试图

Methods	CAN [5]	U-Net [33]	DnCNN [45]	RED [25]	MemNet [38]	SGN _{L3}	SGN _{L4}
GPU consumption [GB]	0.1199	0.1731	0.1583	0.4530	1.3777	0.0942	0.1323
Time [ms]	10.1	7.7	23.2	41.3	156.8	7.5	9.1

图 3. 不同算法的效率

Dataset	Noise Level	CAN [5]	U-Net [33]	DnCNN [45]	RED [25]	MemNet [38]	SGN _{L3}
BSD 68	$\sigma = 30$	26.28	28.29	28.43	28.46	28.46	28.50
	$\sigma = 50$	24.82	26.26	26.30	26.35	26.40	26.43
	$\sigma = 70$	24.17	25.03	25.00	25.05	24.99	25.17
DIV2K 100	$\sigma = 30$	27.28	30.48	30.55	30.59	30.51	30.71
	$\sigma = 50$	24.99	28.34	28.25	28.39	28.50	28.53
	$\sigma = 70$	25.37	27.03	26.79	26.92	26.86	27.10

图 4. 不同算法的降噪效果

大规模上下文信息 (large scale contextual information) 来指导更精细规模 (finer scales) 的特征提取 (feature extraction process)。多尺度的上下文信息逐渐移回全分辨率分支, 以指导输出图像。

II. 问题与思考

这个算法与其他算法相比究竟是快在哪里? 是快在三级轻量级子网的结构上? 还是多尺度的特征递进提取方式?

参考文献

- [1] S. Gu, Y. Li, L. Van Gool and R. Timofte, "Self-Guided Network for Fast Image Denoising," 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV), Seoul, Korea (South), 2019, pp. 2511-2520, doi: 10.1109/ICCV.2019.00260.