

2023/09/12

## 当前算法

Input	Output	Problems
		景深较远处的雾和天空还原的效果不佳
		天空和部分区域有偏色，以及较明显的分层
		天空和部分区域有偏色，以及较明显的分层
		景深较远处的雾还原效果较差，近景树丛边缘的雾有残留
		近景树丛边缘的雾有残留比较明显
		天空有明显偏色，存在一定的色块分层
		天空有明显偏色，存在一定的色块分层

初步推测，分层可能是在计算透射图的时候，以块为单位，且进行了 **Resize** 加速 **Guided Filter** 等的计算。所以在 **Resize** 回来之后没法表达细节；深度问题是因为没有给出较为准确的深度信息，且本身信息缺失严重；偏色问题的原因暂时不太明确；

## 常见数据集：

数据集	时间	规模	生成方式	数据集链接
HazeRD <sup>[59]</sup>	2017	75	模型合成	<a href="https://labsites.rochester.edu/gsharma/research/computer-vision/hazerd/">https://labsites.rochester.edu/gsharma/research/computer-vision/hazerd/</a>
I-HAZE <sup>[60]</sup>	2018	35	真实	<a href="https://data.vision.ee.ethz.ch/cvl/ntire18/i-haze/">https://data.vision.ee.ethz.ch/cvl/ntire18/i-haze/</a>
O-HAZE <sup>[61]</sup>	2018	45	真实	<a href="https://data.vision.ee.ethz.ch/cvl/ntire18/o-haze/">https://data.vision.ee.ethz.ch/cvl/ntire18/o-haze/</a>
Dense-HAZE <sup>[62]</sup>	2019	55	真实	<a href="https://data.vision.ee.ethz.ch/cvl/ntire19/dense-haze/">https://data.vision.ee.ethz.ch/cvl/ntire19/dense-haze/</a>
NH-HAZE <sup>[63]</sup>	2020	55	真实	<a href="https://data.vision.ee.ethz.ch/cvl/ntire20/nh-haze/">https://data.vision.ee.ethz.ch/cvl/ntire20/nh-haze/</a>
RESIDE <sup>[64]</sup>	2019	87 125	模型合成/真实	<a href="https://sites.google.com/view/reside-dehaze-datasets/reside-standard?authuser=3D0">https://sites.google.com/view/reside-dehaze-datasets/reside-standard?authuser=3D0</a>
MDID <sup>[65]</sup>	2020	30 346	模型合成	
BeDDE <sup>[66]</sup>	2020	208	真实	<a href="https://github.com/xiaofeng94/BeDDE-for-defogging">https://github.com/xiaofeng94/BeDDE-for-defogging</a>

其中，除 RESIDE 和 MDID 之外，其他数据集的规模都很小；I/O HAZE 是用专用雾霾生产机器在原场景生成雾进行拍摄的真实图像；Dense 和 NH 都是实拍，但规模实在太小，一般用于测试；RESIDE 是最常用的数据集，其中 3w 张是用来训练的合成数据集，分为 Indoor 和 Outdoor 两个场景，虽然有真实数据集，但基本都是用于测试的；MDID 是考虑实际采集的雾霾图像也会存在模糊、噪声等其他降质因素而产生的合成数据集；BeDDE 是通过在同一场景进行长时间拍摄及后续的对齐处理的数据集，缺点还是规模太小。

## 常见思路：

### 1. 基于物理模型和先验知识（ASM）

主要基于大气光单散射模型（Atmospheric Scattering Model, ASM）和一些零散的先验知识，用神经网络学习模型中的透射率  $t(x)$  和大气光值  $A$ ，可以看作传统算法的扩展，实测几个方法效果还行，但传统算法的问题没有改变。

### 2. 基于像素域端到端映射

主要依赖数据集和网络的性能，进行无雾-有雾的直接像素映射关系学习，目前困境在于需要以大量的低质量-高质量图像样本对作为支撑，通常为合成数据，且端到端训练，导致真实图像上的泛化能力不行，目前主流的合成数据集无法胜任。实测，在真实场景大部分甚至是不可用的。

### 3. 基于非成对样本

依赖 GAN 网络架构，用大量无标注非成对的数据集，进行无监督学习。也有一些自监督方法，但个人觉得在去雾领域监督信息的先验不明确，实测效果不理想。

### 4. 基于域知识迁移学习

由于真实数据集难以获得，而合成数据和真实数据存在域差异，所以也有工作研究了如何进行域泛化或者域迁移，有利用知识蒸馏的，也有利用元学习/迁移学习的。

## 实测汇总

发表时间	名称	期刊/会议	数据集	Tag	简评
2016	DehazeNet	TIP		ASM	第一个 ASM 深度学习的，但没测
2017	AOD-Net	CVPR		端到端	第一个端到端的，但没测
2020	<a href="#">FFA-Net</a>	AAAI	RESIDE	端到端， 注意力机制	较早融入了注意力机制的一篇，实测对真实数据集浓雾的效果很弱，未能针对非均质真实场景进行有效去雾
2021	<a href="#">PSD</a>	CVPR (Oral)	RESIDE	基于合成数据预训练模型进行无监督微调	<a href="#">FFA backbone</a> 处理非常慢，4090 都好几秒，且偏色现象比较明显
2021	<a href="#">CEEF</a>	TMM	-	非深度学习，联合对比度增强和曝光融合，CP-AHE, matlab	效果还行，但有过增强的情况，部分偏色比当前算法严重，一些锐利边缘处的雾有明显残留
2021	<a href="#">RefineDNet</a>	TIP	RESIDE BeDDE	先基于暗通道先验，再弱监督 GAN	目前感知上效果较好的一个，但仍有不理想，例如 GAN 的生成导致信息不足区域的涂抹感很强，但比起目前的算法，偏色问题有较大改善
2022	<a href="#">SSIF_CEEF</a>	Journal of Visual Communication and Image Representation	-	非深度学习，平滑-锐化图像滤波器 SSIF CLAHE, matlab	首先使用 SSIF 对雾霾图像进行锐化。然后，用 CLAHE 代替 CEEF 中的 AHE。过增强情况比 CEED 明显，且噪点较多，颗粒感明显加重，对比度过强
2022	<a href="#">MGF-Dehazing</a>	MTAP	-	非深度学习，ASM multiscale guided filtering, matlab	多尺度地使用了 <a href="#">guided filter</a> ，整体 bad case 和当前算法相当，颜色表现较好，但有些白色细节（例如斑马线）被误去除了，颜色偏深，调 <a href="#">gamma</a> 或许会好
2022	<a href="#">gUNet</a>	-	RESIDE	U-Net 结构，端到端映射	改进了一些 Conv，推理性能提升，但效果依旧不佳，实测对真实数据集浓雾的效果很弱
2022	<a href="#">DehazeFormer</a>	IEEE TIP	RESIDE RS-HAZE	Transformer, U-Net 结构，端到端映射	还是在期待新结构 Transformer 的性能能强化端到端映射的效果，但实测对真实数据集浓雾的效果很弱，未能针对非均质真实场景进行有效去雾
2023	<a href="#">RIDCP</a>	CVPR	DIV2K Flickr2K	VQGAN, 自监督非对，域泛化	设计了真实数据的退化先验，然后利用 VQGAN 进行合成，有些浓雾场景效果出现不正常色块，有较为明显的负优化
2023	SFNet	ICLR	RESIDE Dense-Haze	频域，U-Net 结构	不知道是不是非官方代码部署/泛用模型的问题，测试 bad case 基本没有去雾效果。。。

# 总结

目前来看，当前去雾领域，在训练数据集上存在较大的困境，因为真实合理的雾/非雾成对数据集难以获取，且去雾方面需求相较于其他领域较少，**不存在大规模的真实成对数据集，成对数据集的规模都极小，不足以训练网络**。这使得端到端的有监督网络训练十分困难，**基本都是依靠网络性能对着训练集刷点，泛化能力不强**。而无监督学习的例如 ZID 等方法目前还有待进步，因为评判去雾的指标研究不够充分和透明。

**比较精彩的工作，还是借助先验知识的非深度学习处理，以及 GAN 等生成网络的非成对数据集训练**。我觉得 CEEF 和 PSD/RefinedNet 的工作，以及 MGF 借助多尺度透射图 Guided Filter 的方案是测试下来比较优秀的，但都还存在一定的问题，个人的感觉是 **RefinedNet > MGF > PSD/CEEF**。RIDCP 的设计思路有值得学习的部分，但结果问题较大。

我个人的理解是，配对数据集考虑到雾的特殊性，以及物理原理的复杂性，想构建大规模有效的真实场景成对的去雾训练集非常困难，也就是会导致模型应用和训练域不同的问题，**或许合理的使用扩散模型，设计专门的生成雾的物理引擎或使用强大的游戏引擎（UE5?）模拟雾的生成，可以更高效的合成数据集**。

我觉得比较有前景的深度学习工作应该还是基于生成式网络的半监督工作，因为生成式可以使用非标注的高质量真实场景雾图去指导，避免了域不同的问题，例如先利用雾模型暗通道先验，再用 GAN 提升真实性的 RefinedNet。或许之后可以**借助扩散模型去进行生成式任务的训练**？以及目前很少有专门去结合深度信息对不同深度区域进行不同程度去雾的工作，我觉得**深度信息的辅助**是一个可以利用的点，虽然可能导致运算成本很高。

如果需要得到更快速的效果进步而非深入研究去雾问题，我觉得两个比较好的方案：

1. **非深度学习**：推荐在 MGF 上进行工作，例如 matlab 代码转 C++ 代码的部署问题；解决 MGF 的运算性能问题；解决 MGF 深色处信息丢失问题，
2. **深度学习**：解决 RefinedNet 的 GAN 生成导致的涂抹感，部署性能问题。

# FFA-Net

论文名:

## Feature Fusion Attention Network for Single Image Dehazing

链接:

[FFA-Net: Feature Fusion Attention Network for Single Image Dehazing \(arxiv.org\)](https://arxiv.org/abs/2003.08934)

源码:

[zhilin007/FFA-Net: FFA-Net: Feature Fusion Attention Network for Single Image Dehazing \(github.com\)](https://github.com/zhilin007/FFA-Net)

会议/期刊: AAAI 2020

原理:

提出了一种端对端的特征融合注意网络 (feature fusion attention network, FFA-Net) 来直接恢复无雾图像。

模型结构:

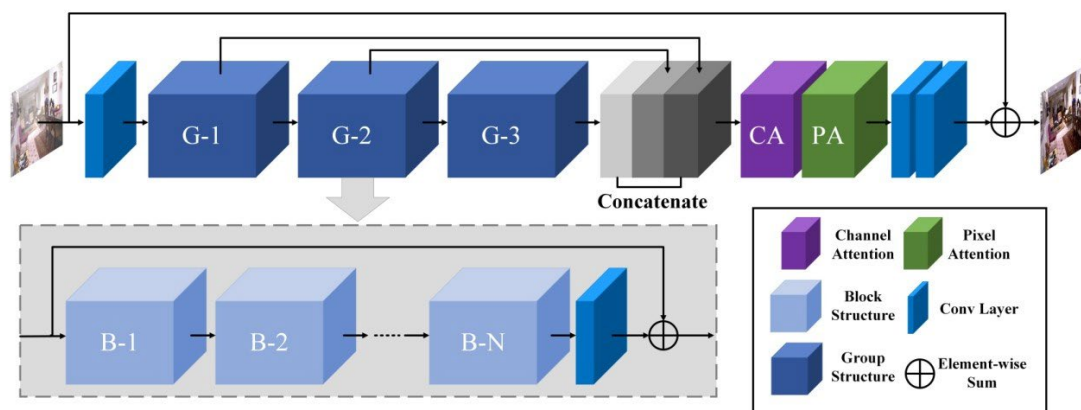


Figure 2: The feature fusion attention network (FFA-Net) architecture. [https://blog.csdn.net/weixin\\_46773169](https://blog.csdn.net/weixin_46773169)

训练集:

RESIDE 的合成数据集, 其中 3w 张是用来训练的合成数据集, 分为 Indoor 和 Outdoor 两个场景, 虽然有真实数据集, 但基本都是用于测试的。

在特制数据上测试:

实测对真实数据集浓雾的效果很弱, 未能针对非均质真实场景进行有效去雾, 感觉还是端到端+数据集合成的共同弊端导致的。

# PSD

论文名:

## PSD: Principled Synthetic to Real Dehazing Guided by Physical Priors

链接:

[PSD: Principled Synthetic-to-Real Dehazing Guided by Physical Priors \(thecvf.com\)](https://arxiv.org/abs/2011.04407)

源码:

[zychen-ustc/PSD-Principled-Synthetic-to-Real-Dehazing-Guided-by-Physical-Priors: Zeyuan Chen, Yangchao Wang, Yang Yang and Dong Liu. "PSD: Principled Synthetic-to-Real Dehazing Guided by Physical Priors". IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition \(CVPR\), 2021. \(github.com\)](https://github.com/zchen-ustc/PSD-Principled-Synthetic-to-Real-Dehazing-Guided-by-Physical-Priors)

会议/期刊: AAAI 2020

原理:

提出的 PSD 适用于将现有的去雾模型推广到实际领域,包括两个阶段:有监督的预训练和无监督的微调。**预训练阶段**,作者将选定的去雾模型主干修改为一个基于物理模型的网络,并用合成数据训练该网络。利用设计良好的主干,我们可以得到一个预先训练的模型,在合成域上具有良好的去雾性能。**微调阶段**,作者利用真实的模糊图像以无监督的方式训练模型。

模型结构:

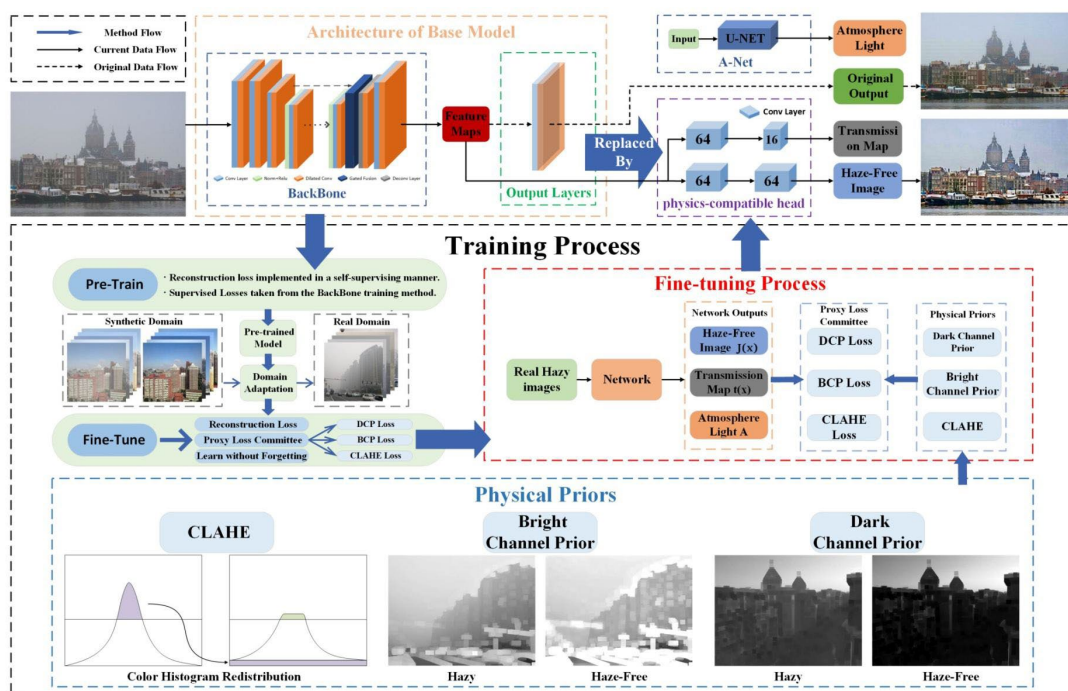


Figure 2. Overview of the proposed PSD framework. Our model consists of a backbone, a physics-compatible head, and an atmospheric light estimation network (A-net). We pre-train the model with synthetic images, then fine-tune the model with both synthetic and real hazy images, guided by a proxy loss committee derived from several physical priors.

### **训练集:**

先借助 RESIDE 的合成数据集预训练 backbone, 然后借助 RESIDE 的未标注真实数据集无监督微调。

### **在特制数据上测试:**

FFA backbone 处理非常慢, 4090 都好几秒; 部分去雾效果还行, 但偏色现象比较明显, 感觉虽然效果尚可, 但这个处理速度没法接受。结果被删掉了, 后续再补一下测试图吧。

# CEEF

论文名:

## Joint Contrast Enhancement and Exposure Fusion for Real-World Image Dehazing

链接:

[Joint Contrast Enhancement and Exposure Fusion for Real-World Image Dehazing | IEEE Journals & Magazine | IEEE Xplore](#)

源码:

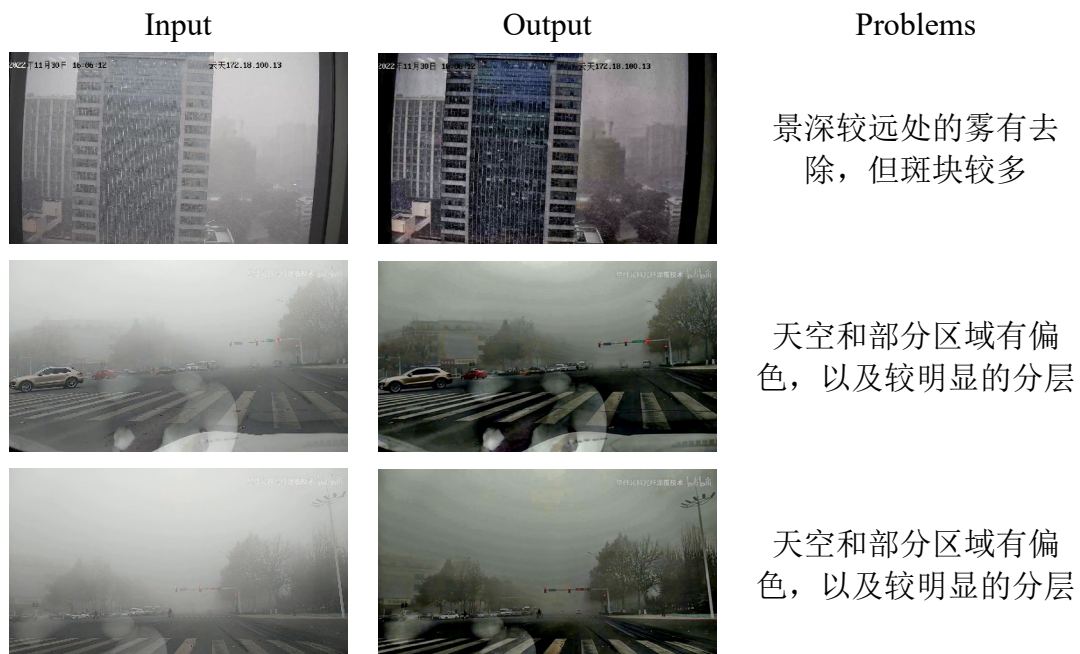
[xiaohuiben/CEEF-TMM-2021: This is the Matlab code of paper "Joint Contrast Enhancement and Exposure Fusion for Real-World Image Dehazing, IEEE TMM,2021" \(github.com\)](#)

会议/期刊: TMM

原理:

非深度学习, 提出了联合对比度增强和曝光融合的框架, 将去雾任务描述为一个增强局部可见度和全局对比度的问题。在对比度增强阶段先用  $\gamma$  矫正调整, 在引入了保色 AHE 即 CP-AHE 改善输入灰度图的全局对比度; 在融合阶段, 采用了一种 fast structural patch decomposition-based fusion 来融合  $\gamma$  矫正和 CP-AHE 的输入。

在特制数据上测试:

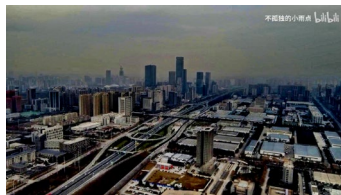




近景树丛边缘的雾有残留比较明显



近景树丛边缘的雾有残留比较明显



有过增强的偏色问题



有过增强的偏色问题

整体看来，和当前算法的问题比较一致，虽然有部分浓雾区域处理更好，但也带来了其他图片的过增强和偏色问题。

# RefineDNet

论文名:

## RefineDNet: A Weakly Supervised Refinement Framework for Single Image Dehazing

链接:

[RefineDNet: A Weakly Supervised Refinement Framework for Single Image Dehazing | IEEE Journals & Magazine | IEEE Xplore](#)

源码:

[xiaofeng94/RefineDNet-for-dehazing: The Pytorch implementation for "RefineDNet: A Weakly Supervised Refinement Framework for Single Image Dehazing" \(TIP 2021\) \(github.com\)](#)

会议/期刊: TIP

原理:

结合先验和学习真实度提高, 在恢复能见度之前使用暗通道先验, 然后再细化前一阶段的初步去雾结果, 最后用 GAN 来学习合成真实度更强的图像。

模型结构:

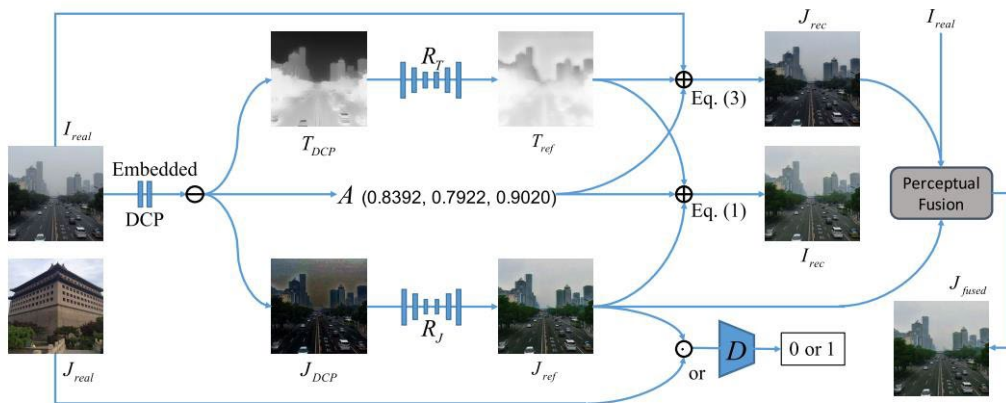


Fig. 2. Overview of RefineDNet.  $R_T$  and  $R_J$  represent the two refiner networks.  $D$  refers to the discriminator.  $I_{real}$  and  $J_{real}$  are the unpaired input images.  $T_{ref}$  and  $J_{ref}$  are the refined results of  $T_{DCP}$  and  $J_{DCP}$ , respectively.  $A$  is the ambient light, and the numbers in the brackets are the values for the  $R, G, B$  channels of  $A$ , respectively.  $J_{rec}$  is the reconstructed dehazed image via Eq. (3).  $I_{rec}$  is the reconstructed hazy image via Eq. (1). The outline of the perceptual fusion is presented in Fig. 3.

训练集:

RESIDE-unpaired 进行学习, 先用网络模拟 DCP, 然后再用 GAN 进行非对的真实图的生成学习。

在特制数据上测试:

Input



Output



Problems

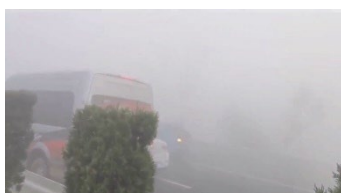
远景有明显涂抹感



浓雾边缘有较明显涂抹感，天空有明显分层



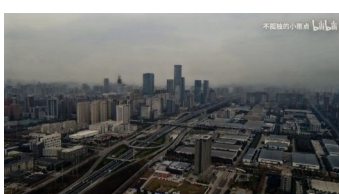
浓雾边缘有较明显涂抹感，天空有明显分层



有明显的油画涂抹感



有明显的油画涂抹感



天空与建筑交界处，有明显涂抹感



天空与建筑交界处，有明显涂抹感

整体看来，主要是 GAN 对信息不足区域的还原能力导致每一个案例都有部分油画涂抹感。

# SSIF\_CEEF

论文名:

## Real-world image dehazing with improved joint enhancement and exposure fusion

链接:

[Real-world image dehazing with improved joint enhancement and exposure fusion - ScienceDirect](#)

源码:

[nhk21/Real-world-image-dehazing-with-improved-joint-enhancement-and-exposure-fusion: Real-world image dehazing with improved joint enhancement and exposure fusion \(github.com\)](#)

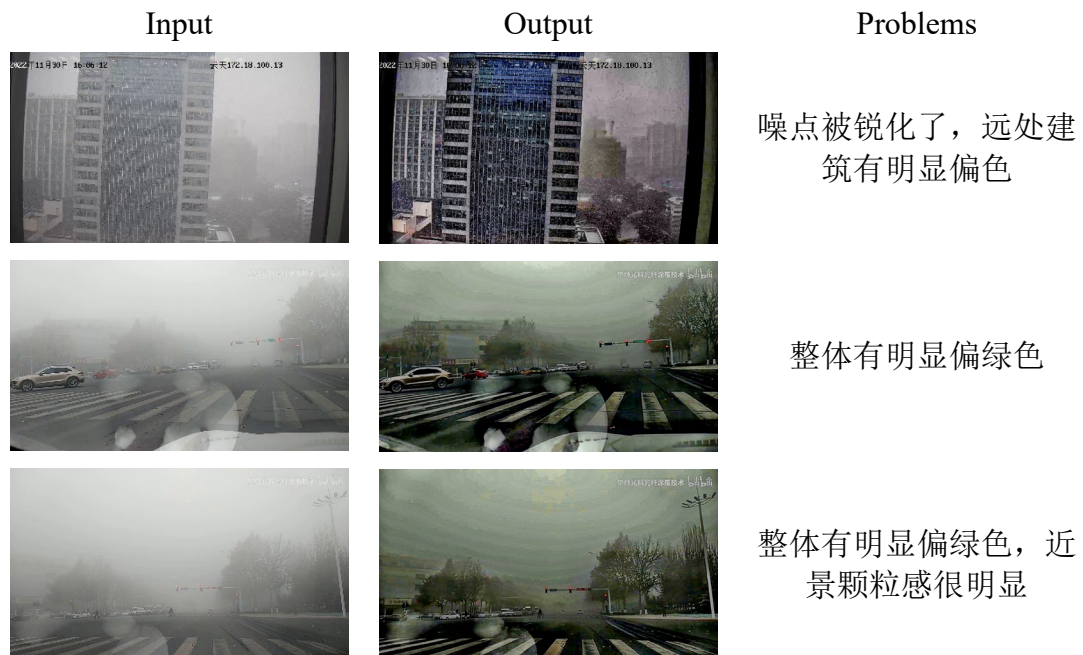
会议/期刊: Journal of Visual Communication and Image Representation

原理:

非深度学习, 与 CEEF 类似, 只是加了一个平滑-锐化图像滤波器 SSIF 作为辅助

在特制数据上测试:

实测效果感觉不如 CEEF, 有点用力过猛的感觉, 偏色问题更严重, 且感觉对比度过强了, 噪点被锐化了。

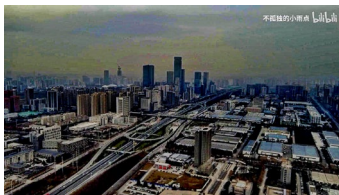




有明显的偏紫和噪点



有明显的偏紫和噪点，  
边缘处的雾残留明显



天空有明显偏色



天空有明显偏色

# MGF-Dehazing

论文名:

## Real-time image and video dehazing based on multiscale guided filtering

链接:

<https://rdcu.be/cTCIV>

源码:

[viengiaan/Real-time image and video dehazing based on multiscale guided filtering, MTAP2022 \(github.com\)](https://github.com/viengiaan/Real-time-image-and-video-dehazing-based-on-multiscale-guided-filtering)

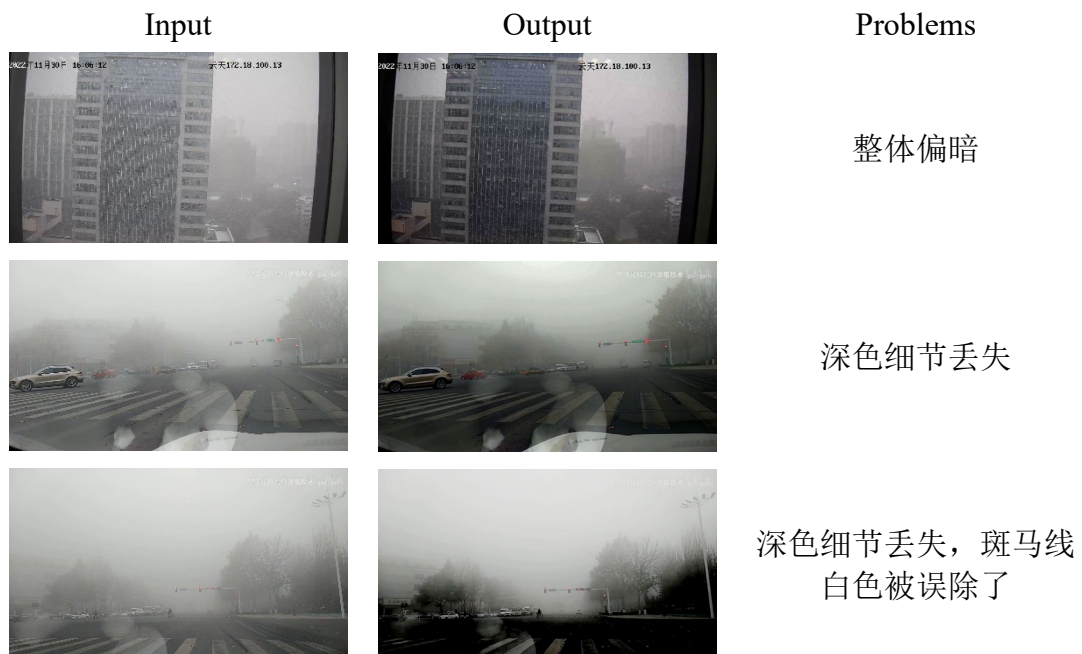
会议/期刊: MTAP

原理:

非深度学习, 利用迭代上采样和 Guided Filter 构成多个尺度的透射图, 避免信息丢失。

在特制数据上测试:

在颜色方面表现不错, 但有部分白色细节被误除了, 深色部分细节丢失, 感觉是因为偏暗了, 不知道 gamma 矫正是否能解决这个问题。





树丛深色细节丢失



树丛深色细节丢失



天整体偏暗，近景深色  
细节丢失



整体偏暗，近景深色细  
节丢失

# gUNet

论文名:

## Rethinking Performance Gains in Image Dehazing Networks

链接:

[2209.11448v1.pdf \(arxiv.org\)](#)

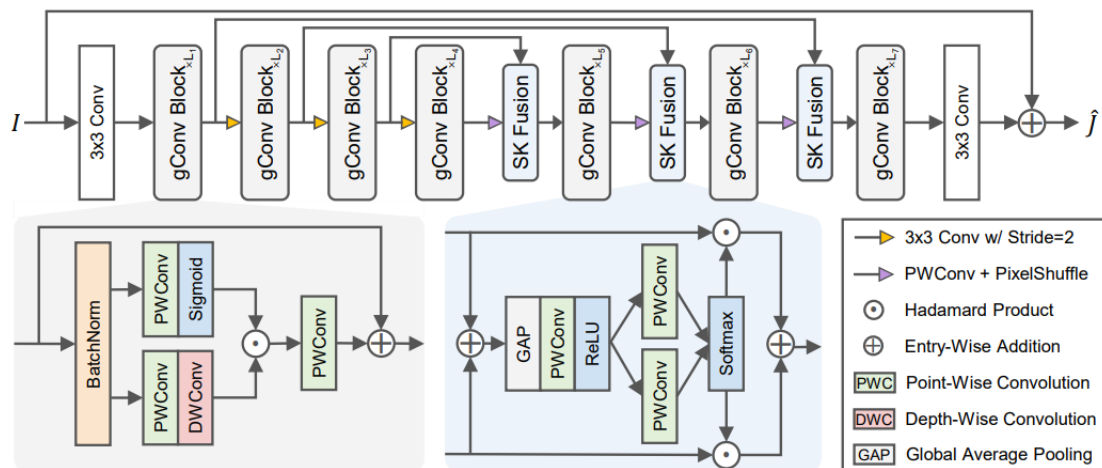
源码:

[IDKiro/gUNet: Rethinking Performance Gains in Image Dehazing Networks \(github.com\)](#)

原理:

没有提出特殊模块,只是修改了U-Net进行变体,使用Gmlp,在卷积块中加入了门控机制,省去激活函数,期望用更简单的结构取得相似的效果,降低网络复杂度和运算开销。

模型结构:



训练集:

RESIDE

在特制数据上测试:

效果依旧不佳,实测对真实数据集浓雾的效果很弱,端到端的网络似乎都有这个问题。

# DehazeFormer

论文名:

## Vision Transformers for Single Image Dehazing

链接:

[\[2204.03883\] Vision Transformers for Single Image Dehazing \(arxiv.org\)](https://arxiv.org/abs/2204.03883)

源码:

[IDKiro/DehazeFormer: \[IEEE TIP\] Vision Transformers for Single Image Dehazing \(github.com\)](https://github.com/IDKiro/DehazeFormer)

会议/期刊: IEEE TIP

原理:

依旧是端到端网络，提出了 DehazeFormer 结构，它由各种改进组成，例如修改后的归一化层、激活函数和空间信息聚合方案。应该是试图依靠 Transformer 的性能能否学习到更好的映射关系。

模型结构:

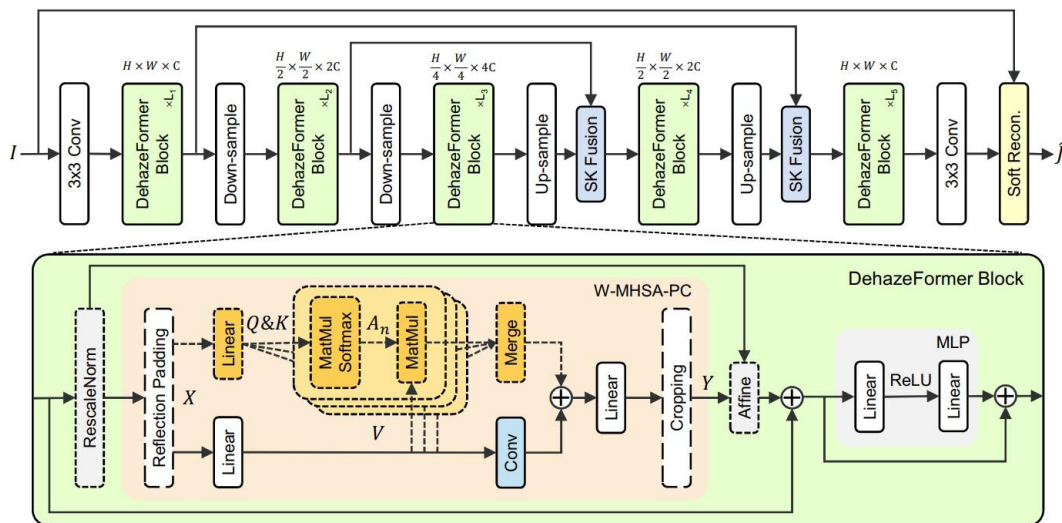


Fig. 2. DehazeFormer is a modified 5-stage U-Net, whose convolutional blocks are replaced by our DehazeFormer blocks. The components indicated with dashed boxes in the DehazeFormer block indicate they are optional. The SK fusion and soft reconstruction layers are proposed to replace the original concatenation fusion and global residual. The input size is  $H \times W$ , and the size of feature maps in each stage is shown below the DehazeFormer block.

训练集:

RESIDE

在特制数据上测试:

效果依旧不佳，该文章只是在期待 Transformer 的性能能给端到端任务赋能，但实测对真实数据集浓雾的效果很弱，端到端的网络似乎都有这个问题，修改自 Swin Transformer 看起来更像蹭热度。。。

# RIDCP

论文名:

## Revitalizing Real Image Dehazing via High-Quality Codebook Priors

### Priors

链接:

[RIDCP: Revitalizing Real Image Dehazing via High-Quality Codebook Priors \(thecvf.com\)](https://arxiv.org/abs/2303.14811)

源码:

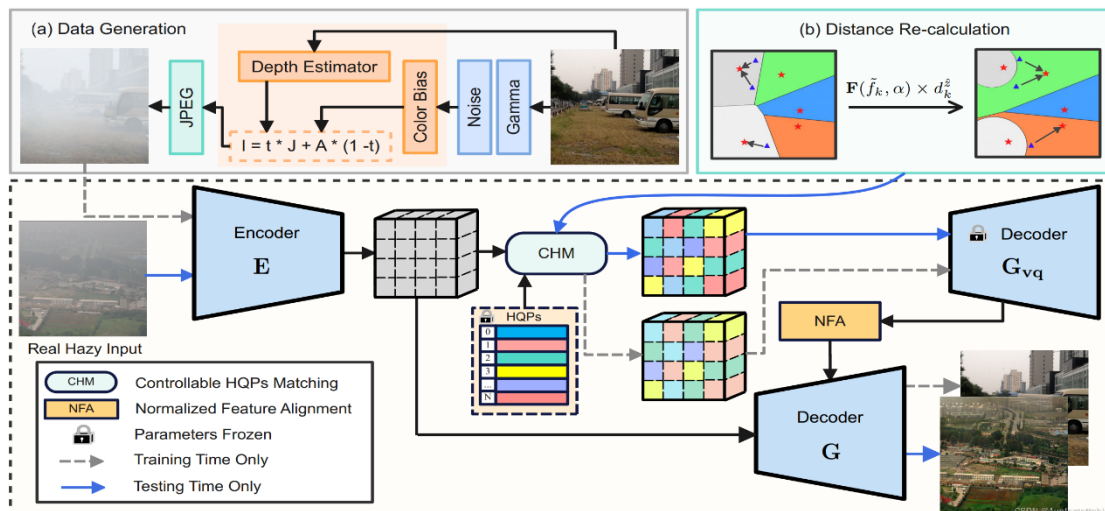
[RIDCP: Revitalizing Real Image Dehazing via High-Quality Codebook Priors \(rq-wu.github.io\)](https://github.com/rq-wu/ridcp)

会议/期刊: CVPR

原理:

目前合成雾图像与真实雾图像差距较大,作者提出了一种考虑多种退化类型的现象学数据合成流程,以缩小合成数据和真实数据之间的域差距。包括以下 4 个部分:① 弱光环境;② 透射率图;③ 彩色雾;④ JPEG 压缩。目前图像去雾领域缺乏强大的先验知识,作者提出在 VQGAN 使用大规模高质量数据集,预训练出一个离散码本,封装高质量先验(HQPs);并且引入了一种提取特征能力较强的编码器 E,以及设计了一个具有归一化特征对齐模块(NFA)的解码器 G,共同构建出基于高质量码本先验的真实图像去雾网络(RIDCP)。

模型结构:



训练集:

DIV2K 和 Flickr2K, 应该是一个做了弱光环境;透射率图;彩色雾; JPEG 压缩的退化, 一个作为高质量码本送入 VQGAN 进行学习?

在特制数据上测试:

设计思路很有意思，但实测结果就有点。。。。

