

Reading Paper Group 总结

LiNa

1. Fast Haze Removal for Nighttime Image Using Maximum Reflectance Prior

报告存在的问题：由于阅读时间较短，涉及多篇文章的夜间成像原理和夜间模型，并没有深入去看其他论文。导致推导不严谨，讲解时自己没有深入的弄懂公式。

整体来讲，论文先讲述了白天的雾化模型，经过光照不均和多变的光照颜色，与夜间的雾化模型并不相同。进而采取另外一篇文章（也是作者自己写的NIGHTTIME HAZE REMOVAL BASED ON A NEW IMAGING MODEL）夜间模型，夜晚的清晰图像由光照强度大气光颜色和反射率决定的。文章提出的最大反射先验：目的是估计大气光，文章说Mpatch约等于1适用于白天或者晚上，然后进而推导出大气光的颜色估计，利用最大反射先验，推导出大气光的强度和颜色。然后根据暗通道先验，估计透射率图。最后恢复无雾图像。具体过程，详见以下图片。

daytime: (λ : channel) RGB

$$I_i^\lambda = J_i^\lambda t_i + A^\lambda (1 - t_i)$$

↓ direct attenuation
observed image

global atmospheric light

$$J_i^\lambda = A^\lambda R_i^\lambda$$

↓ scene radiance
辐射

↑ scene reflection
反射

$$t_i = e^{-\beta d_i}$$

depth
atmospheric scattering coefficient
transmission

nighttime haze environment

$$I_i^\lambda = L_i t_i^\lambda R_i^\lambda t_i + L_i t_i^\lambda (1 - t_i)$$

i : location i

某点: L_i 标量, 入射光在 i 点强度
变量: t_i^λ 入射光颜色特性的 quantity (量)

代表: 非均匀强度, 颜色多样

3 assume {
① t_i^λ 分段平滑
② R_i^λ 分段平滑
③ t_i 空间平滑, 不连续深度区域

daytime haze model

$$I_i^\lambda = J_i^\lambda t_i + A^\lambda (1 - t_i) = R_i^\lambda A^\lambda t_i + A^\lambda (1 - t_i)$$

R_i^λ : 反射率: $\frac{\text{反射光}}{\text{入射光}}$ reflect light / incident light (与物体表面反射特性有关)

atmospheric \rightarrow constant (usually white light). different night

$$\Delta \frac{L_i t_i^\lambda R_i^\lambda t_i + L_i t_i^\lambda (1 - t_i)}{A^\lambda}$$

intensity of A
color of A (在 Ω 内恒定)

Maximum reflectance prior

daytime 必有一 patch (at each color, channels) \rightarrow high values. (15/15)

$$M_{\Omega}^\lambda = \max_{j \in \Omega_i} I_j^\lambda = \max_{j \in \Omega_i} L_i R_j^\lambda$$

白天时: $L_j = 1 \therefore M_{\Omega}^\lambda$ 与物体反射率有关, $M_{\Omega}^\lambda = \max_{j \in \Omega_i} R_j^\lambda$

在白天中, 反射率主要包括

- $R \Rightarrow | \Leftarrow$
- ① 白天中, 反射率主要包括: 天空道路表面, 窗户, 建筑, 水面...
 - ② 白天中, 反射率还包括: 光源, 鲜花, 树木, 人群...

$$\therefore M_{\Omega}^\lambda \approx 1$$

I (haze) J (clear)

已有

夜晚时:

There are quite a few pixels with the maximum reflectance in each color channel.

the object with grey or distinct colors: clothes, flowers, forest, road surfaces,

$$M_{\lambda i} = \max_{j \in \Omega_i} R_j^\lambda (L_{\lambda i} \eta_{\lambda i}^\lambda t_{\lambda i}) + L_{\lambda i} \eta_{\lambda i}^\lambda (1 - t_{\lambda i})$$

$$= L_{\lambda i} \eta_{\lambda i}^\lambda t_{\lambda i} + L_{\lambda i} \eta_{\lambda i}^\lambda (1 - t_{\lambda i}) = \underbrace{L_{\lambda i} \eta_{\lambda i}^\lambda}_{\text{intensity of } A} \rightarrow \text{color of } A$$

$$\eta_{\lambda i}^\lambda = \frac{M_{\lambda i}^\lambda}{L_{\lambda i}} \Rightarrow \text{[求 } t_i \text{ 用 (1bit)]}$$

color map of A

[maximum reflectance prior]

$$L_{\lambda i} = \max_{j \in \Omega_i} I_j$$

$$\hat{I}_j^\lambda = \frac{I_j^\lambda}{J_j^\lambda} = L_j R_j^\lambda t_j + L_j (1 - t_j)$$

→ (remove the color effect)

$$[L_{\lambda i} = \max_{\lambda \in \{R, G, B\}} (\max_{j \in \Omega_i} \hat{I}_j^\lambda)]$$

估计 t_i

$$\min_{j \in \Omega_i} \min_{\lambda \in \{R, G, B\}} \hat{I}_j^\lambda = \min_{j \in \Omega_i} \min_{\lambda \in \{R, G, B\}} [L_j R_j^\lambda t_{\lambda i} + L_j (1 - t_{\lambda i})] \quad R_j^\lambda = 1$$

$$\hat{I}_j^\lambda = \min_{j \in \Omega_i} \min_{\lambda \in \{R, G, B\}} [J_j^\lambda t_{\lambda i} + L_j (1 - t_{\lambda i})]$$

$$= t_{\lambda i} \min_{j \in \Omega_i} (\min_{\lambda \in \{R, G, B\}} J_j^\lambda) + (1 - t_{\lambda i}) \min_{j \in \Omega_i} L_j$$

$$= (1 - t_{\lambda i}) \min_{j \in \Omega_i} L_j \quad (\text{dark channel})$$

此外 $J_j^\lambda \hat{I}_j^\lambda = L_j R_j^\lambda$ (类似前面 $M_{\lambda i}^\lambda$)

$$t_{\lambda i} = 1 - \frac{\min_{j \in \Omega_i} \min_{\lambda \in \{R, G, B\}} \hat{I}_j^\lambda}{\min_{j \in \Omega_i} L_j} \quad (\text{已知})$$

$$\text{求: } J_j^\lambda = \frac{\hat{I}_j^\lambda - L_j}{\max(t_j, t_0)} + L_j$$

$$\hat{I}_j^\lambda \rightarrow I_j^\lambda \quad (\text{已知})$$

$$J_j^\lambda \rightarrow J_j^\lambda \quad (\text{前已求})$$

$$L_j \rightarrow L_{\lambda i} = \max_{j \in \Omega_i} J_j \quad (\text{前已求})$$

$$t_j \rightarrow \hat{I}_j$$

$$L_j$$

I (haze) J (clear)
(已知)

2. WaterGAN: Unsupervised Generative Network to Enable Real-time Color Correction of Monocular Underwater Images

全文过程分为两个部分，一个将空气中的图片和空气中的深度图进行对抗生成水下图片。利用水下图片粗略估计深度图和进行水下颜色校正。

报告上存在的问题是：对第一部分和第二部分的输入和输出分别是什么不够清晰。第二个问题是，它是如何进行深度图的粗略估计和颜色校正的。

回答：首先对抗生成网络来生成训练数据集，采用 GAN 网络，通过空气中的图片和深度图作为输入，输出该图片的水下图像。其判别器是随意一张真实的水下图片。生成过程中有三个步骤，根据水下成像的特点，分别是是衰减，散射，光晕（点扩散）。输入为 rgb-D 图像，期间只改变图像的颜色和照明强度，不改变他的纹理和结构。

第二部分：提出了一个新型的端对端的网络来进行图像颜色校正。类似于一个在这个网络中可以从水中学习出一个粗糙的深度图。生成粗糙的深度图的网络类似于Segnet网络，有encoder和decoder的形式。文中所讲，如果有水下的深度图，可以直接进行颜色校正（if accurate depth information is available from another source (e.g. from stereo) this information can be fed into the second module to perform color correction directly using this metric information. ）。具体如何利用深度图进行颜色校正，文章并没有进行叙述。文章主要内容是生成水下的数据集。

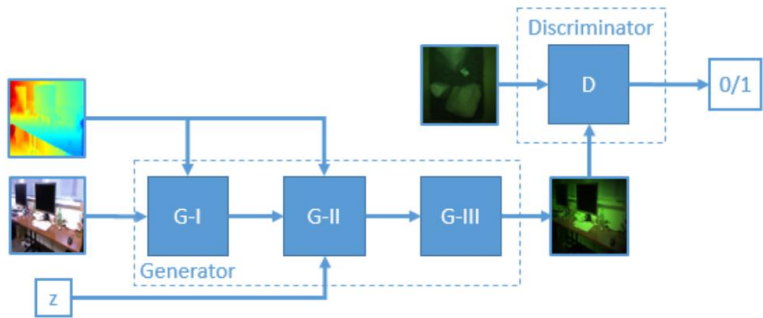


Fig. 2: WaterGAN: The GAN for generating water column attenuated images with similar image formation properties to those of unlabeled underwater data taken in the field.

图1:生成水下图片

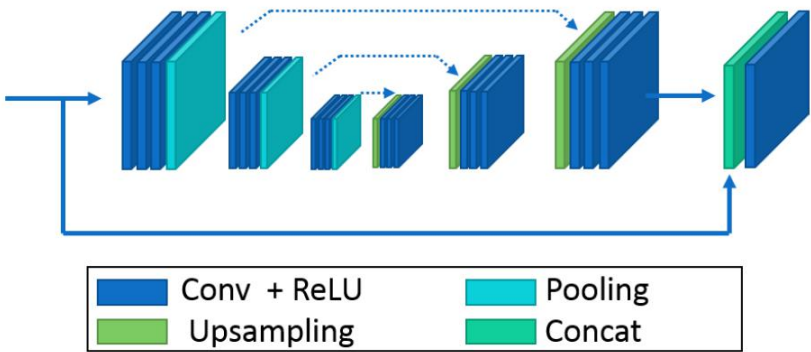


图2:模仿Segnet通过水下图像生成深度图