

对于传统去雾算法的研究

151220145 杨一江（本科保研）

摘要

去除雾气是图像增强领域的一个经典任务。根据大气退化模型，传统去雾算法得以发展。本次实验将会选用其中的两个经典去雾算法：暗通道先验算法和色彩衰减先验算法，实现算法并进行效果对比。我们发现，暗通道先验算法更适合处理中近景深的图像，与此同时色彩衰减先验算法更适合处理具有较深景深并存在大片天空的图像。我们通过进一步了解两个算法的公式流程，最终将问题的关键集中在透光率的生成方式上。通过构建透光率与 RGB 像素的关系，我们发现率两个算法在推荐参数下的函数性质，最终确定两个算法效果差异的原因。

目录

引文	2
相关文献.....	3
暗通道先验	3
色彩衰减先验	4
技术路线.....	5
景深参数学习	5
大气亮度和透光率估计	5
还原图像与优化	6
实验结果与分析	7
实验结果.....	7
结果分析	10
结论	12
致谢	12
参考文献.....	13

引文

在深度学习的领域里 图像通常作为复杂算法的训练数据。通常，为了减少训练数据中的噪声，增强训练模型的鲁棒性，常见的算法都会对这些训练数据进行预处理的操作。其中一种常见的预处理算法就是减少图像中大气带来的噪声。

大气带来的噪声，通常以雾气的形式，破坏真实场景中的色彩饱和度和亮度。这是由于在传播过程中光被混浊介质（例如颗粒和水滴）吸收和散射的事实。室外场景的图像通常会被大气中的混浊介质（例如，颗粒，水滴）降解。由于大气吸收和散射，雾，雾和烟是这种现象。摄像机从场景点接收的辐照度沿着视线衰减。此外，大多数自动系统强烈依赖于输入图像的定义，由于图像质量下降而无法正常工作。

然而，在实际的过程中，雾气对于图像对比度和亮度的影响并非平均，这是由于雾气干扰通常会出现具有景深的图像中，这种干扰会随着景深而增强，这就使得常见的增强对比度算法变得不再合适，需要根据具体的像素特征进行不同程度的降噪处理。

这是由于真实图片的拍摄环境下，尤其是拍摄远景的过程中，大气的空气质量对于实际产生的图像有着很大的干扰作用，对于拍摄的室外图像，这些来自大气的干扰通常会使图片失去对比度和亮度。

在传统的去雾算法中，对于有雾图像的建模，一般建立在大气退化模型的基础上

$$I(x) = J(x)t(x) + A(1 - t(x))$$

这其中 $J(x)$ 表示的是无雾的图像，而表示的是 $I(x)$ 真实场景的有雾图像。在该模型中，引入了两个变量来衡量雾气的影响，这其中 $t(x)$ 代表透光率(transmission)， A 代表大气亮度(atmosphere light)。建立在该模型之上，去雾算法的目标在于从 $I(x)$ 中得到 $J(x)$ 、 $t(x)$ 和 A 的值。这其中 $J(x)t(x)$ 称为方向衰减(direct attenuation)ⁱ，而 $A(1 - t(x))$ 指代空气光(airlight)ⁱⁱ。方向衰减描述了场景辐射及其在介质中的衰减，而空气光由先前散射的光产生并导致场景颜色的偏移。

色彩衰减先验算法就是这一类算法的代表，其算法的原理就是在于建立像素亮度和饱和度与场景深度的关系，通过大气退化模型中关于深度与大气亮度的关系，从而得到恢复的图像。在这过程中就需要提供训练数据来最终获得关于大气亮度的公式。

类似的，暗通道先验也是基于图片像素来生成透光率和大气亮度，只是两者之间的先验知识不同。这个算法认为，在没有雾气干扰的情况下，图片的色彩应该相对饱满，对比度较高，不会出现雾气导致的颜色偏白的情况，因此应该根据像素值中最小值作为该像素的暗通道趋向于零——这就是暗通道先验。这个算法由于其先验的简洁与实用，成为 CVPR09 的优秀论文。

这一类的算法依靠不同的先验，得到不同的去雾图片，但最终的效果比较类似，这也许背后存在着某种联系。因此，本文将会讨论这两个算法的具体过程，通过对比效果图和推导过程，试图寻找隐藏在不同先验背后两个算法本质的联系。在接下来的篇章中，首先会介绍这两个算法的推导过程；接着，将会介绍具体实现过程中运用的实现细节和优化算法；最后，通过对比不同算法的中间结果以及效果图，寻找两种公式推导背后的联系。

相关文献

暗通道先验

暗通道先验算法是传统去雾算法的经典，并且在之后的工作中衍生出很多的改进版本，最终形成应用于工业界的相对简单高效的图像增强技术，无需准备训练数据就能够完成任务。因此，该算法具有一定的研究价值。

暗通道先验算法的核心在于暗通道先验(Dark channel prior)。就像 HSV 图像中的各个分量，暗通道本身也是一种对于原图像的表达。对于一张 RGB 图像，通过选取每个像素点中分量最小值，并通过最小值滤波平滑，得到一张图像对应的暗通道

$$J^{dark}(\mathbf{x}) = \min_{\mathbf{y} \in \Omega(\mathbf{x})} (\min J^c(\mathbf{y}))$$

这其中 J^c 指的是 RGB 图像中的一个通道， $\Omega(\mathbf{x})$ 表示以 \mathbf{x} 为中心的一个窗口，为了进行降噪。这个算法的核心在于暗通道先验，暗通道先验基于无雾室外图像的统计。在天空中的大部分地区，通常有些像素（称为“暗像素”）具有非常强烈的 RGB 通道。在有雾图像中，该通道中的这些暗像素的强度主要由空气动力学贡献。因此，暗射像素直接提供了对雾气的透光率的准确估计。结合雾霾成像模型和软模糊插值方法，最终可以恢复高质量的无雾图像并生成良好的深度图ⁱⁱⁱ。因此，对于无雾环境下的图像，其暗通道应当满足：

$$J^{dark}(\mathbf{x}) \rightarrow 0$$

然而，在实际生活中，造成暗原色中低通道值主要有三个因素：

1. 汽车、建筑物和城市玻璃窗户的阴影，或者是树叶、树与岩石等自然景观的投影
2. 色彩鲜艳的物体或表面，在 RGB 的三个通道中有些通道的值很低（比如绿色的草地 / 树 / 植物，红色或黄色的花朵 / 叶子，或者蓝色的水面）
3. 颜色较暗的物体或者表面，例如灰暗色的树干和石头

此外，暗通道先验本身是建立在近处的无雾像素的性质之上，本身并不适合使用在有着大片偏白色块的天空^{iv}，但是如果在天空较少，或者天空颜色与前景颜色差距较大的时候，暗通道先验就能够很好的运作在去雾的工作中。



Figure 1 RGB 图片生成的对应暗通道图像，颜色越深越暗通道值越接近零

色彩衰减先验

色彩衰减鲜艳则是另外一种去雾先验。他简单而强大的先验可以帮助为朦胧图像的场景深度创建线性模型。通过用监督学习方法学习线性模型的参数，有效地建立了模糊图像与其对应的深度图之间的桥梁。通过恢复的深度信息，从而从单个模糊图像中移除雾气。

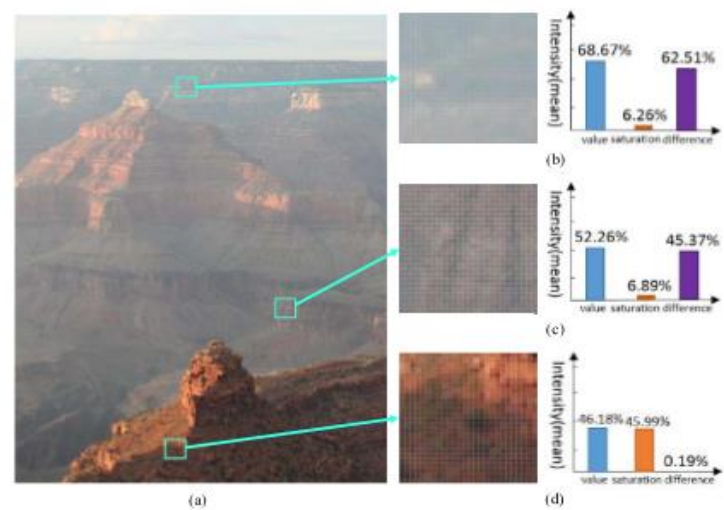


Figure 2 图片中亮度与饱和度的差异随着模糊图像中的雾气的增加而增加

色彩衰减先验是基于这样的观察，如上图所示，图片中的像素点的景深与其亮度与饱和度之差存在着正向的关系。因此，色彩衰减先验认为，含雾大气会引起亮度增加而饱和度降低。由于在大多数情况下空气光起着更重要的作用，因此图像中的模糊区域的特征在于高亮度和低饱和度。更重要的是，雾霾密度越大，空气流动的影响就越大。

值得注意的是，色彩衰减先验是建立在 HSV 图像中，对于 RGB 图像需要经过额外的转化过程，避免影响色调。在建模像素点的景深与亮度饱和度之差的关系上，色彩衰减先验假设存在正比关系：

$$d(x) \propto v(x) - s(x)$$

这其中表示像素点的景深，分别表示像素点的光亮和饱和度。转化为等式，并引入的正态分布误差，便得到：

$$d(x) = \theta_0 + \theta_1 v(x) + \theta_2 s(x) + \varepsilon(x)$$

由于，因此像素点景深实际上满足 $d(x) \sim N(\theta_0 + \theta_1 v + \theta_2 s, \sigma^2)$ 。由此，色彩衰减先验便能够从 HSV 图像中建立起其场景深度图。在建立景深图之前，需要得到参数的值。Zhu^v 采用监督学习的方式，最终得到预训练参数。



Figure 3 RGB 图片生成的对应暗通道图像，颜色越深景深越小

技术路线

景深参数学习

色彩衰减先验算法需要多个参数的确定，可以通过机器学习的方式获得这些参数。但是训练集的获取并非易事，手工标注每个像素的景深并非可行。参考 Tang^{vi}的方法，Zhu 通过在 500 张图片上随机生成景深，对每一张清晰图，都产生一张相同大小的随机深度图，合成深度图的像素值服从 $U(0,1)$ 分布，接着随机生成大气亮度 (k, k, k) , $k \sim U(0.85, 1)$ ，由此生成有雾图像训练集。

在生成训练数据之后，色彩衰减先验就通过最大似然估计得到所有景深参数的值：

$$L = \prod_{i=1}^n p(d(x_i) | x_i, \theta_0, \theta_1, \theta_2, \sigma^2)$$

由于无法直接获得闭式解，色彩衰减先验算法通过梯度下降法，得到参数的值。这些参数对应的梯度如下：

$$\frac{\partial \ln L}{\partial \theta_0} = \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^n \left(d_i - (\theta_0 + \theta_1 v(x_i) + \theta_2 s(x_i)) \right)$$

$$\frac{\partial \ln L}{\partial \theta_1} = \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^n v(x_i) \left(d_i - (\theta_0 + \theta_1 v(x_i) + \theta_2 s(x_i)) \right)$$

$$\frac{\partial \ln L}{\partial \theta_2} = \frac{1}{\sigma^2} \sum_{i=1}^n s(x_i) \left(d_i - (\theta_0 + \theta_1 v(x_i) + \theta_2 s(x_i)) \right)$$

对于随机噪声的标准差，该算法直接假设 $\frac{\partial \ln L}{\partial \sigma} = 0$ ，从而得到：

$$\sigma^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(d_i - (\theta_0 + \theta_1 v(x_i) + \theta_2 s(x_i)) \right)^2$$

由此，该算法便得到了所有的参数。在论文中，Zhu 训练得到的参数分别为 $\theta_0 = 0.121779$, $\theta_1 = 0.959710$, $\theta_2 = -0.780245$, $\sigma = 0.041337$ 。

大气亮度和透光率估计

在大气衰退模型中，透光率与深度存在关系： $t(x) = \exp(-\beta d(x))$ 。当 $d \rightarrow \infty$ 的时候，就能够得到 $I(x) = A$ ，从而得到大气亮度的值。但实际情况下，无法得到无限远处的像素值。但是如果能够到达足够远处的像素值，那么就能够得到大气亮度的近似值。选取景深最大的 5% 的像素点，获取其中像素值的平均就能够得到大气亮度。同样，在暗通道先验算法中，He 认为天空的颜色非常接近大气亮度，而天空中的暗通道值比较大，因此可以类似的选取暗通道值最大的 5% 的点的像素值平均，得到大气亮度。

另外一个需要确定的参数是透光率。在色彩衰减先验算法中，可以直接得到透光率参数。但是，在 Zhu 的文章中提到，加入最小值滤波能够减少来自白色物体等非雾实体对于去雾

效果的干扰。而对于暗通道先验算法，就需要借助先验 $J^{\text{dark}}(x) \rightarrow 0$ 来确定。因此，根据大气退化模型，我们可以得到

$$\frac{I^c(x)}{A^c} = \frac{t(x)J^c(x)}{A^c} + 1 - t(x)$$

$$\min_c \left(\min_{y \in \Omega(x)} \frac{I^c(y)}{A^c} \right) = \hat{t}(x) \cdot \min_c \left(\min_{y \in \Omega(x)} \frac{J^c(y)}{A^c} \right) + 1 - \hat{t}(x)$$

借助暗通道先验

$$J^{\text{dark}}(x) \rightarrow 0 \Rightarrow \min_c \left(\min_{y \in \Omega(x)} \frac{J^c(y)}{A^c} \right) \rightarrow 0$$

因此，最后可以得到透光率的估计方法

$$\hat{t}(x) = 1 - \min_c \left(\min_{y \in \Omega(x)} \frac{I^c(y)}{A^c} \right)$$

实际上，就是经过大气亮度规整化后的图像，透光率的实际上就是这个规整化后的图像的暗通道。此外，在真是的环境下，即使在晴天，大气也不是绝对没有任何颗粒。因此，当我们观察远处的物体时，雾霾仍然存在。此外，雾霾的存在是人类感知景深的基本途径^{viiiviii}。这种现象称为空中视角。如果我们过分的清除雾霾，图像可能看起来不自然，并且可能会失去景深。因此，引入参数 ω 来进行轻微的修正

$$\hat{t}(x) = 1 - \omega \min_c \left(\min_{y \in \Omega(x)} \frac{I^c(y)}{A^c} \right)$$

还原图像与优化

两种方法都最终得到透过率和大气亮度两个参数，由此便能去除一定雾气的图像。根据大气退化模型，就可以得到

$$J(x) = \frac{I(x) - A}{t(x)} + A$$

然而在实际的应用场景下，这些得到的中间参数需要进行限制，从而优化最终的效果。主要的限制在于对于透光率 $t(x)$ 的限制。一般对于透光率限制在 $[0.1, 0.9]$ ，就能得到较好的结果。此外为了得到更加精细的透光率分布，可以再次借助原图的信息。He 在其文章中提出 Soft matting 的方法进行结果的改进，并在之后的工作^{ix}提出使用 Guided Filter 进行快速精细。

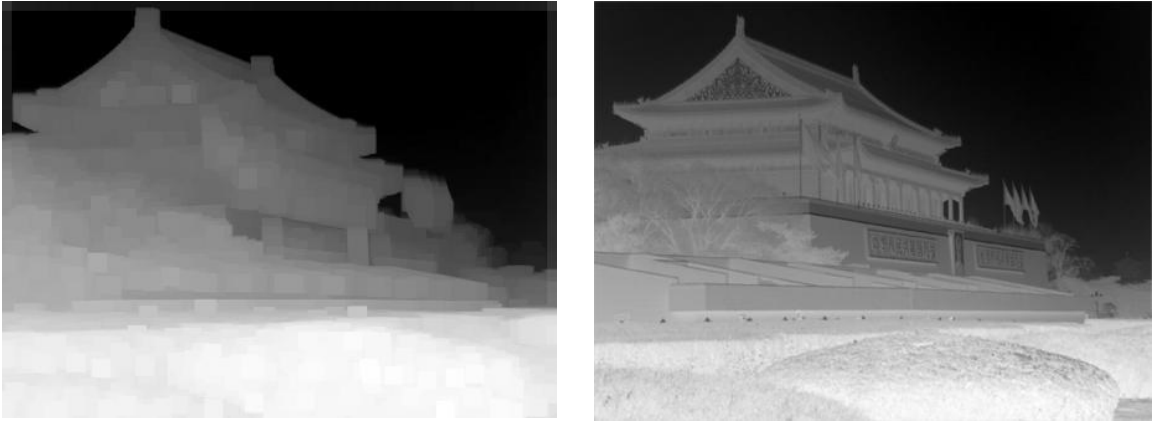


Figure 4 初始透光率和精细透光率

实验结果与分析

实验结果

在本次实验中，选用来自 Google 搜索到的有关雾气的图片，并分别经过暗通道先验算法和色彩衰减先验算法，得到经过修复的图像，进行结果对比。在本次实验中，按照 He 和 Zhu 在原本论文中的推荐，对于暗通道先验算法中透光率

$$\hat{t}(x) = 1 - \omega \min_c \left(\min_{y \in \Omega(x)} \frac{I^c(y)}{A^c} \right) \quad (1)$$

我们选择滤波核 Ω 的大小为 15×15 ，修正参数 ω 为0.95。而对于色彩衰减先验算法，其透光率在经过最小值滤波之后再计算

$$t(x) = \exp \left(-\beta \min_{y \in \Omega(x)} d(y) \right) \quad (2)$$

我们选择滤波核 Ω 的大小为 15×15 ，修正参数 β 为1.0。在计算透光率的时候，引入 Guided Filter 对图像进行优化。在输入图像一致的情况下，我们提取出暗通道图像和景深图分别作为暗通道先验算法和色彩衰减先验算法的中间结果，并附上最终的效果图，进行对比。

在接下来的概述中，暗通道先验算法(Dark channel Prior Algorithm)和色彩衰减先验算法(Color attenuation Prior Algorithm)将会分别写作 DCP 和 CAP，方便描述。

通过实验，我们可以得到初步的结果，从而为接下来的具体算法分析提供思路。在这两组中，试验结果表明 DCP 和 CAP 主要的差距在于对于天空效果的还原。尽管 He 在文章中认为在大部分的情况下，天空的亮度可以作为大气亮度，由此暗通道先验对于天空的影响较小，但是通过实际的算法实现，我们发现，DCP 实际上对于天空的处理还是不够完善。而对于 CAP 算法，其去雾的能力可能相对较弱，对于景深不大的图像，效果不如 DCP 算法。总的来说，可以表述为：

1. 对于天空占比较少或者天空较为均匀的图片，两个算法的效果是相似的；
2. 对于出现大片云朵，或者天空占图像的比例较大的时候，DCP 算法处理起来可能出现色彩分阶的情况，并且天空显得过于暗沉，不够自然，在去雾的过程中产生了新的问题；
3. 对于景深较小，或者说图像的近处景物，由于 CAP 算法可能将近处景物的细节部分错误的认为是景深的变化，从而无法准确的去除雾气

这背后算法效果的差异，可能来自于算法本身的构造方式的差异。因此，为了更好地了解这个现象背后的原因，我们需要对这两个算法的去雾公式进行比较和观察，从而获得 DCP 和 CAP 效果背后的原因。



Figure 5 当天空占比比较少的时候，两个算法的效果相近

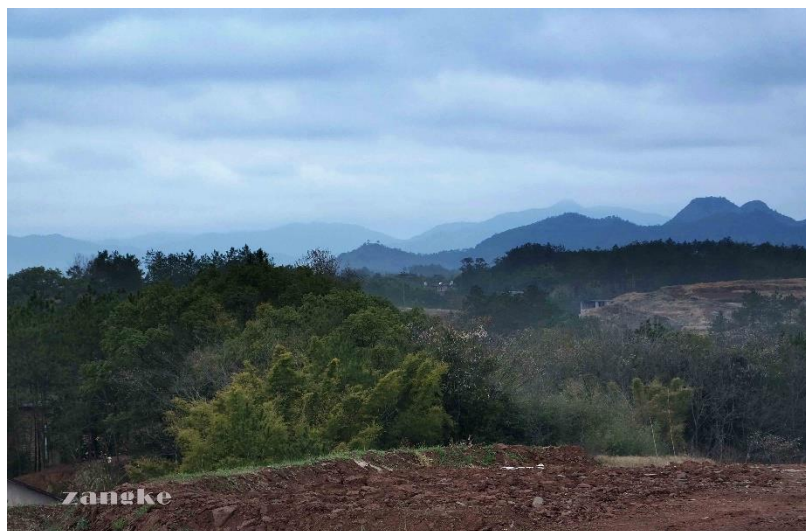


Figure 6 当天空占比比较高或者云朵比较多，DCP 处理云彩不自然，而近处雾气 CAP 无法去除

结果分析

在 DCP 和 CAP 算法中，大气亮度的生成方式是相似的，并且通过实验可以发现，无论是 DCP 的暗通道图像，还是 CAP 的场景深度图像，其强度最大的地方是相似的，因此可以认为，在这两种算法中，其产生的大气亮度是非常近似的。并且，大气亮度应当大于绝大部分的像素值，即使是在天空区域。因此，DCP 和 CAP 算法的效果差异主要来自于透光率这个变量。因此接下来的分析将会围绕两种算法的透光率生成方式来展开。

对于透光率来说，在正常的情况下，对于有雾的区域，去雾算法应当能够生成较小的透光率，意味着去雾算法能够有效的识别雾气对于景物的遮挡情况。而在无需去雾的区域，去雾算法应当生成较大的透光率，减少不必要的效果。

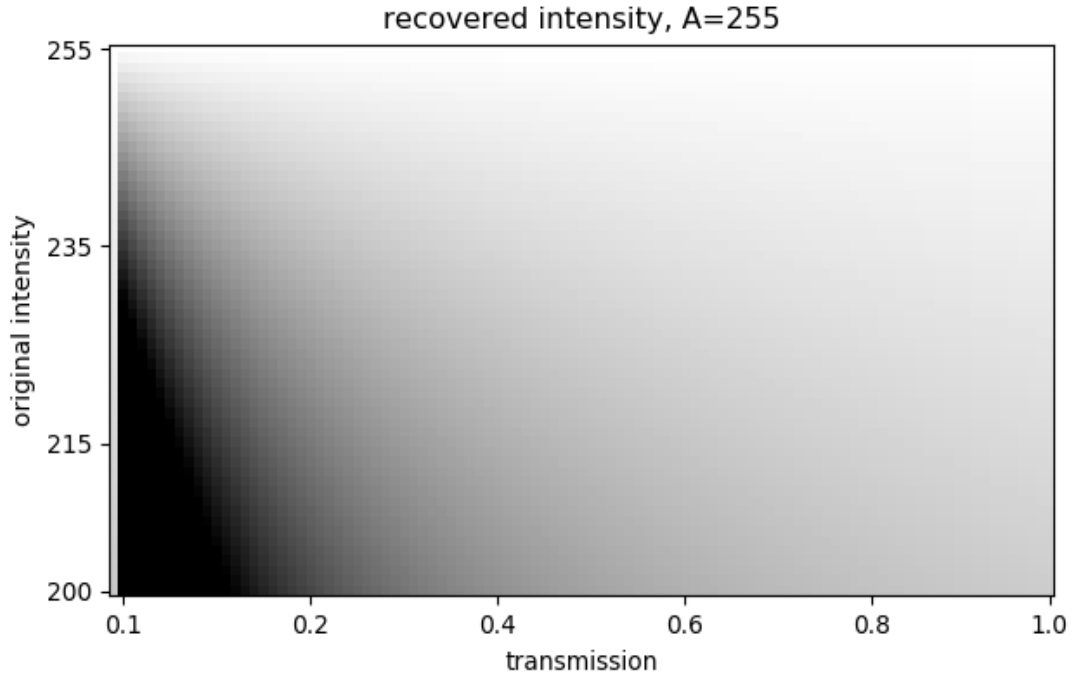


Figure 7 当 A=255 时，像素值在不同透光率下的恢复情况

由 Figure.7 所示，在正常情况下，天空区域的透光率越大，对于原图中天空区域的影响就越小，得到的远处景物更加自然。此外，由于在本次实验中 DCP 和 CAP 采用相同大小的滤波核，因此在接下来的分析中，忽略最小值滤波对于 DCP 和 CAP 性能差异的影响。

在 CAP 中，图像处理是建立在 HSV 转换中。在 RGB 转 HSV 的过程中，其中两个分量分别为 $s(x) = 1 - \frac{\min_c I^c(x)}{\max_c I^c(x)}$ ， $v = \frac{1}{255} \max_c I^c(x)$ 。透光率是通过式(2)得出，当忽略最小值滤波之后，该式等价于

$$t_{cap}(x) = \exp \left(-\beta \left(\theta_0 + \theta_1 \max_c \frac{I^c(x)}{255} + \theta_2 - \theta_2 \frac{\min_c I^c(x)}{\max_c I^c(x)} \right) \right) \exp(\varepsilon(x))$$

其中 $\beta = 1.0$ ， $\theta_0 = 0.121779$ ， $\theta_1 = 0.959710$ ， $\theta_2 = -0.780245$ 。为了简化书写和分析，我们记 RGB 像素分量最大值 $\max_c I^c(x)$ 为 m ，分量最大最小比值

$$\frac{\min_c I^c(x)}{\max_c I^c(x)} = \alpha$$

此外公式中 $\exp(\varepsilon(x))$ 项服从对数正态分布, $\sigma = 0.041337, \mu = 0$ 。由此, 我们可以得到 t_{cap} 的期望值

$$E[t_{cap}(x)] = 1.000855 \cdot \exp(0.658466 - 0.003764 \cdot m - 0.780245 \cdot \alpha)$$

另外, 会对 $E[t_{cap}(x)]$ 的取值进行一定的约束, 使得其限制于 $(0,1]$ 之间。类似的在 DCP 中, 透光率是通过式(1)得出, 该式等价于

$$t_{dcp}(x) = 1 - \omega \min_{y \in \Omega(x)} \left(\min_c \frac{I^c(y)}{A^c} \right)$$

参数 ω 取0.95。此外, 在大部分情况下, 大气亮度大于所有的像素点的值, 因此在本章中为了简化分析, 取 $A^c = 255$ 。因此, 在忽略最小值滤波之后, 可以得到 DCP 算法

$$t(x) = 1 - 0.003725 \cdot \alpha \cdot m$$

由此, 我们就可以绘制出透光率在 DCP 算法 CAP 算法下的频谱, 取值越大值显示的颜色越偏白, 对图像的影响就越小。

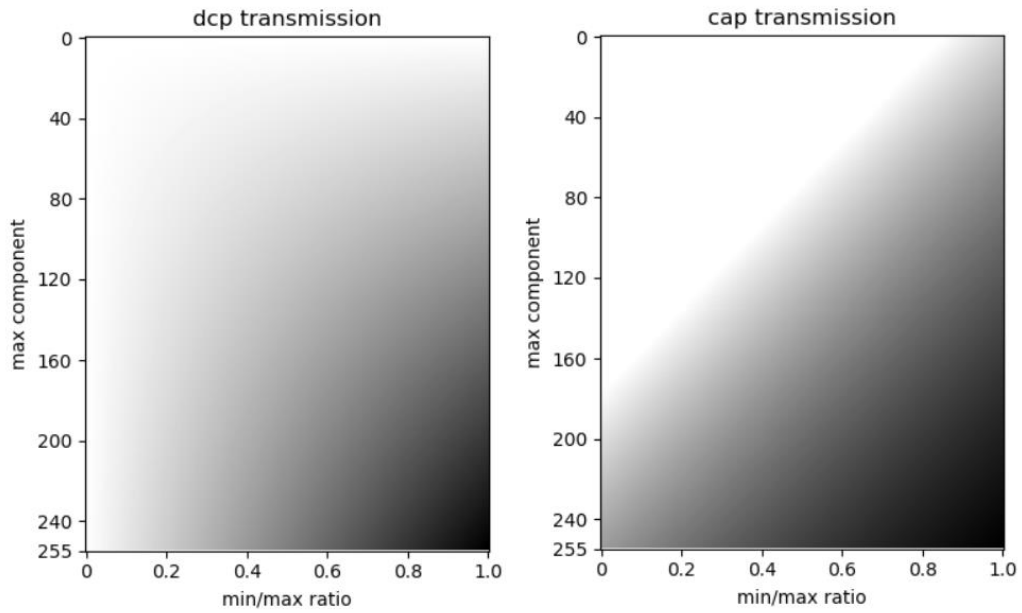


Figure 8 DCP 与 CAP 透光率光谱

可以看到, DCP 算法和 CAP 算法都对本身强度很小的点采取较弱的修正, 而且都在同样的强度下比值越小修正越小, 也就是对于色彩比较鲜艳的区域干预小, 而且 CAP 很大一块区域都没有进行修正, 这一块区域是 CAP 认为需要保留层次感的像素点。这也能说明对于某些近处景物 CAP 去雾效果较弱。

而对于天空的区域, 像素点的 RGB 分量往往相近且接近 255.因此, 我们需要特殊的分析。我们假设 $m \rightarrow 255, \alpha \rightarrow 1$ 表示天空的区域。就可以得到 DCP 和 CAP 的透光率情况。

当我们取 $\alpha = 1$ 的时候, 我们就可以得到两个函数图像。可以看到, 此时 CAP 的透光率成指数分布, 并随着强度的增加斜率在不断的减小; 而 DCP 则是呈现出线性的关系, 并且在 $m = 125$ 左右的时候低于 CAP 的透光率, 这也意味着此时 DCP 的去雾效果超过 CAP。在 $m \rightarrow 255$ 的时候, CAP 对于图像的去雾能力得到一定程度上的抑制。这也解释了在处理天空的区域时, CAP 的效果更自然。

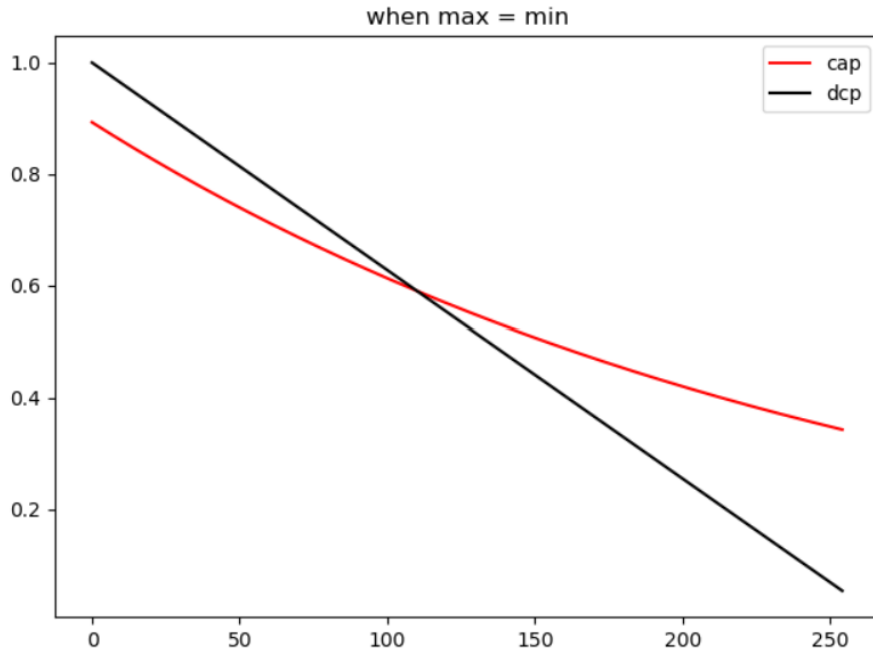


Figure 9 当 $\alpha=1$ 时，透光率与像素值强度的关系

结论

图像去雾是图像增强的一个经典的方向,传统的去雾算法建立在大气退化模型。这其中,暗通道先验算法和色彩衰减先验算法是其中比较重要的代表。通过实验的对比,我们可以看到两个算法之间的效果对比:CAP 善于景深较深/大片天空的图像,DCP 的去雾能力更强,但是对于天空的处理会显得不自然。

通过分析我们最终可以确定,这种效果的差异来自于透光率的生成方式不同,并且在当像素偏素($\alpha=1$)的情况下,DCP 呈现线性关系而 CAP 是指数关系。并且当接近天空的色彩的时候,CAP 的处理更加适合。

本次实验中对于两个算法的对比和分析更多的是处于启发式的方法,加以简化的数学模型进行分析。在未来的工作,希望能加入更多的对照算法,并且建立更加准确的数学模型,从而更好的了解这些去雾算法背后的异同之处。

致谢

感谢老师和助教这个学期的教诲和指导,你们的辛勤付出是我们前进的动力。

参考文献

-
- ⁱ Tan R T. Visibility in bad weather from a single image[C]//2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2008: 1-8.
 - ⁱⁱ Koschmieder H. Theorie der horizontalen Sichtweite[J]. Beitrage zur Physik der freien Atmosphere, 1924: 33-53.
 - ⁱⁱⁱ He K, Sun J, Tang X. Single image haze removal using dark channel prior[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2010, 33(12): 2341-2353.
 - ^{iv} He K, Sun J, Tang X. Single image haze removal using dark channel prior[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2010, 33(12): 2341-2353.
 - ^v Zhu Q, Mai J, Shao L. A fast single image haze removal algorithm using color attenuation prior[J]. IEEE transactions on image processing, 2015, 24(11): 3522-3533.
 - ^{vi} Tang K, Yang J, Wang J. Investigating haze-relevant features in a learning framework for image dehazing[C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2014: 2995-3000.
 - ^{vii} Goldstein E B. Sensation and perception[M]. Cengage Learning, 2009.
 - ^{viii} Preetham S. A practical analytic model for daylight[J]. 1999.
 - ^{ix} He K, Sun J, Tang X. Guided image filtering[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2012, 35(6): 1397-1409.