

# 基于暗通道先验的单一图像去雾算法

Kaiming He, Jian Sun, and Xiaoou Tang, *Fellow, IEEE*

2018 年 1 月 19 日

## 摘要

在这篇论文中,我们提出了一个简单但是有效的图像先验规律——暗通道先验来为单一输入图像去雾。暗通道先验来自于对户外无雾图像的统计。它基于一个关键的观察——大多数户外无雾图像存在一些在至少一个颜色通道上强度很低的像素。利用这个先验知识和雾成像模型,我们可以直接估计雾霾的厚度,并还原出高质量的去雾图像。对户外不同有雾图像的处理结果表明了我们提出的先验规律的巨大作用。同时,作为去雾过程中的副产品,我们还能得到高质量的深度图。

**关键词:** Dehaze, defog, image restoration, depth estimation.

## 1 引言

户外场景的图像通常会因为大气中浑浊的介质(比如灰尘、水汽)而降低质量。霾、雾、烟都是大气吸收和散射光而形成的现象。照相机接收到景物反射过来的光线经过了衰减。此外,得到的光线还混合有大气光 [1]——经大气分子反射的周围环境的光线。被降低质量的图像的对比度和颜色的保真度有所下降,如图 1a 所示。由于大气散射的程度和景点到照相机的距离有关,图像质量降低程度是随着空间变化的。

Haze removal<sup>1</sup> (or dehazing, 去雾) 在消费/计算摄影和计算机视觉领域有着广泛的需求。首先,去雾可以显著地提高景物的清晰度并且改正大气光带来的色偏。一般来说,无雾的图片看起来更加舒服。其次,大多数的计算机视觉算法,从低级别的图像分析,到高级别的目标识别,通常会假设输入图像(经过校准)是景物的场景光(scene radiance 不好翻译)。视觉算法(例如特征检测、滤波、光度分析等)的实现会不可避免地受到来自有偏的和低对比度的场景光的困扰。最后,去雾可提供图像的深度信息,有助于许多视觉算法和高级的图像编辑。雾和霾可以作为有用的深度线索来加深人们对景像的理解。一个有雾的不好的图像也可以有好的用处。

然而,去雾是一项有挑战性的问题,因为雾所依赖的深度信息是未知的。如果只有单个有雾图像,问题的约束就会变得过少。因此,很多使用多张图像或额外信息的去雾方法被提出。基于偏振光的方法 [3], [4] 通过不同偏振角拍摄的两张或多张图片来去除雾霾的影响。在 [5], [6], [7] 里通过从同一场景在不同天气情况下的拍摄的多张照片获得更多约束。基于深度的方法 [8], [9] 需要一些来自用户输入或已知 3D 模型深度信息。

最近,基于单一图像的去雾取得了很大的进展 [10], [11]。这些方法的成功得益于更强的先验和假设。Tan[11] 观察到无雾图像比有雾图像具有更高的对比度,他通过扩大复原图像的局部对比度来达到去雾的效

---

<sup>1</sup>Haze, fog, and smoke 主要在材质、尺寸、形状和大气颗粒浓度上不同。详情见 [2]。在这篇文章中我们不区分他们相似的现象,并且为了方便统一使用术语 *haze removal*。



图 1: Haze removal using a single image. (a) Input hazy image. (b) Image after haze removal by our approach. (c) Our recovered depth map.

果。这样得到的结果在视觉上是很吸引人的，但可能不是实际有效的。Fattal[10] 通过假设透射率和表面投影在局部是不相关的，估算景物的反照率 (albedo) 和介质透射率 (medium transmission)。这个方法是实际有效的，可以得到令人印象深刻的结果。然而他的方法在雾霾浓度较大的时候显得无能为力，而且在假设不成立的情况下可能会失败。

在这篇文章，我们提出一种新的先验规律——暗通道先验，来实现单一图像去雾。暗通道先验是基于户外无雾图像的统计得出的规律。我们发现，在不包括天空的绝大部分局部区域，总会存在一些像素（我们称之为暗像素 (*dark pixels*)），至少在一个颜色通道上具有很低的强度值。在有雾图像中，这些颜色通道中的暗像素的强度来自于大气光。因此，这些暗像素能够直接用来评估雾的透射率。结合一个雾成像模型和 soft matting 插值法，我们可以修复出高质量的去雾图像并得到很好的深度图。

我们实现的去雾不仅是实际有效的，而且能够处理在雾浓度很大情况下的远距离物体。我们没有依靠透射率或表面投影的显著变化。结果基本没有光晕。

和任何其他利用强假设的算法一样，我们的方法也存在限制。当取景对象本身颜色与大气光相似（比如雪地或白墙），暗原色先验将失效。尽管我们的方法对大多数户外有雾图像有效，在一些极限情况下还是会失效。幸运的是，在那些特定场景下去雾的需求不是很强烈，因为那些时候很少看见雾。我们相信，从不同的角度来发展这一新的先验，并将他们组合起来，会进一步推动这一工作的发展。

## 2 背景

在计算机视觉和计算机图形学中，下述模型 [2], [5], [10], [11], 广泛用于描述有雾图像的形成：

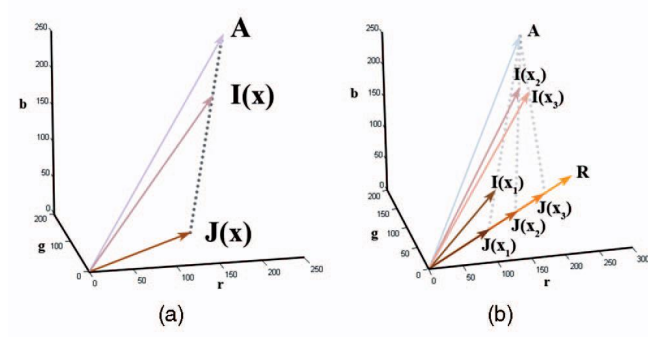


图 2: (a) Haze imaging model. (b) Constant albedo model used in Fattal's work[10].

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

其中  $I$  是指观测强度,  $J$  是景物光线强度,  $A$  是全球大气光,  $t$  是介质透射率, 用来描述到照相机过程中没有被散射的部分光线。去雾的目标就是从  $I$  中复原  $J$ ,  $A$ ,  $t$ 。对于一个有  $N$  个像素的彩色图像  $I$  来说, 存在  $3N$  的已知项和  $4N + 3$  的未知项。这就使得雾霾的去除问题变得模糊不清。

在 (1) 中, 右边第一项  $J(x)t(x)$  叫做直接衰减项 [11], 第二项  $A(1 - t(x))$  叫做大气光 [1], [11]。直接衰减项描述景物光线, 并在介质中衰减, 大气光来源于先前散射的光线, 并导致色偏。直接衰减项是景物光线的乘性失真时, 大气光则是加性失真。

当大气光均匀时, 透射率  $t$  可表达为:

$$t(x) = e^{-\beta d(x)}, \quad (2)$$

其中  $\beta$  是大气的散射系数,  $d$  是场景深度。该式表明景物光线是随着景深按指数衰减的。如果我们可以恢复出透射率, 我们就可以恢复出未知范围内的景深。

从几何学来看, 雾图方程 (1) 意味着, 在 RGB 色彩空间中, 向量  $A$ ,  $J(x)$ ,  $I(x)$  是共面的, 它们的端点则是共线的, 透射系数  $t$  是两条线段长度之比:

$$t(x) = \frac{\|A - I(x)\|}{\|A - J(x)\|} = \frac{A^c - I^c(x)}{A^c - J^c(x)}, \quad (3)$$

其中  $c \in \{r, g, b\}$  为颜色通道索引。

基于这个模型, Tan 的方法 [11] 主要关注增强图像的能见度上。在透射率  $t$  可近似看作不变的区域内, 由于  $t < 1$ , 输入图像的能见度 (梯度之和) 在雾的干扰之下减少:

$$\sum_x \|\nabla I(x)\| = t \sum_x \|\nabla J(x)\| < \sum_x \|\nabla J(x)\|, \quad (4)$$

在一个局部区域内, 透射率  $t$  是通过扩大图像可见度并且使对比度满足  $J(x)$  的强度低于  $A$  的方法来估计的。一个 MRF 模型被用来进一步规范该结果。这一尝试将进一步揭开雾成像的一些细节和结构上的奥秘。然而, 这一方法会产生更大的饱和值, 因为它只关注可见度的增强而并没有从物理上去复原原始景物的光线。此外, 在靠近深度不连续的位置可能会包含一些光环效应。

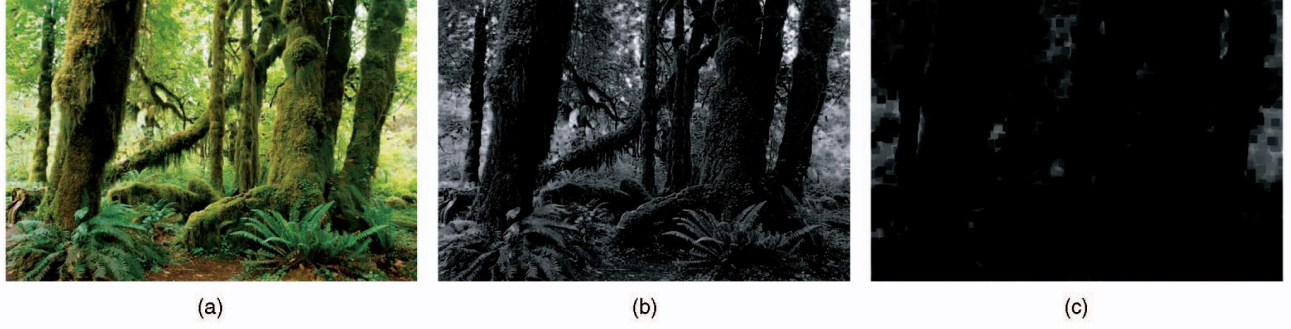


图 3: Calculation of a dark channel. (a) An arbitrary image  $J$ . (b) For each pixel, we calculate the minimum of its (r, g, b) values. (c) A minimum filter is performed on (b). This is the dark channel of  $J$ . The image size is  $800 \times 551$ , and the patch size of  $\Omega$  is  $15 \times 15$ .

在 [10] 中, Fattal 提出了一种基于独立成分分析 (ICA) 的方法。首先, 局部区域的反照率被假定为一个恒定的向量  $R$ 。因而, 在该区域内所有的  $J(x)$  拥有相同的方向向量  $R$ , 如图 2b 所示。其次, 通过假定在一个局部表面投影  $\|J(x)\|$  和透射率函数  $t(x)$  在统计学上是相互独立的, 可以用 ICA 来估算  $R$ 。最后, 由输入的彩色图像建立的 MRF 模型可用来推断整幅图像的结果。这一实现手段是基于物理的并能产生自然的无雾图像和一幅优质的深度图。不足的是, 该手段因为利用了一个局部区域的统计学独立的假设, 需要在相互独立的成分之间差异很大的时候才能有显著效果。任意差异性的缺乏或者过低的信噪比 (通常出现在浓雾图) 都会使得统计结果不可靠。还有, 统计规律是根据图像的颜色信息得出的, 因此对灰度图像无效。面对无色的浓度较大雾时, 该方法也无能为力。

在下一章, 我们将展示一种新的先验规律——暗通道先验, 并用来直接评估户外有雾图像的透射率。

### 3 暗通道先验

暗通道先验是通过对户外无雾图像的观察得出的: 在绝大多数非天空的局部区域里, 某一些像素总会有至少一个颜色通道具有很低而且接近于零的值。换言之, 该区域光强度的最小值是个接近零的数。

为了用公式描述这个发现, 对于一幅图像  $J$ , 我们定义暗通道的概念。对于特定图像  $J$ , 它的暗通道  $J^{dark}$  取决于

$$J^{dark}(x) = \min_{y \in \Omega(x)} \left( \min_{c \in \{r, g, b\}} J^c(x) \right), \quad (5)$$

其中  $J^c$  代表  $J$  的某一个颜色通道, 而  $\Omega(x)$  是以  $x$  为中心的一块方形区域。暗通道由两个求最小值运算得出:  $\min_{c \in \{r, g, b\}}$  对应每个像素 (图 3b),  $\min_{y \in \Omega(x)}$  是一个最小值过滤器 (MinFilter, 图 3c)。两个求最小值运算可交换。

使用暗通道的概念, 我们观察得出, 如果  $J$  是户外的无雾图像, 除了天空方位,  $J$  的暗通道强度总是很低并且趋近于零。

$$J^{dark} \rightarrow 0 \quad (6)$$



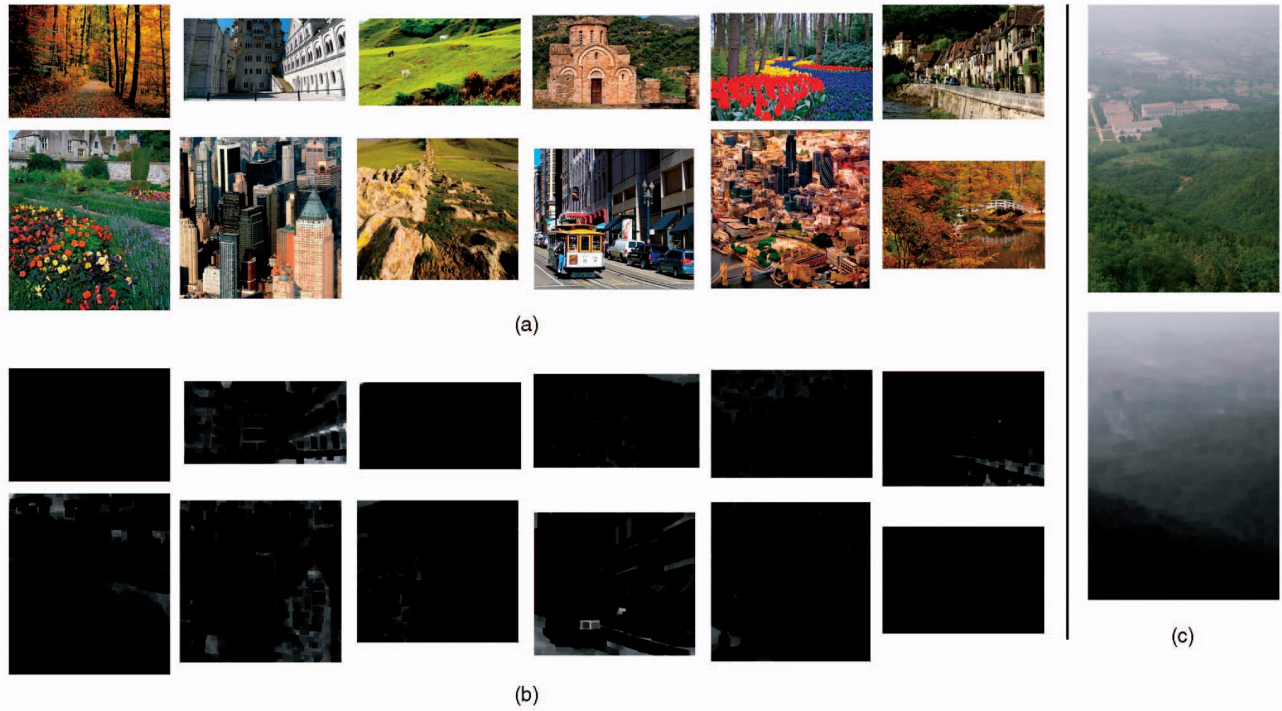


图 4: (a) Example images in our haze-free image database. (b) The corresponding dark channels. (c) A hazy image and its dark channel.

我们把这一发现称为暗通道先验。

造成暗通道的低强度值的因素主要有三个：a) 阴影，比如汽车、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；b) 色彩鲜艳的物体或表面，比如在任何通道中的反射值都很低（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）；c) 颜色较暗的物体或者表面，例如灰暗色的树干和石头。总之，自然的户外景物中到处都是阴影或者彩色，这些景物的图像的暗通道总是很灰暗的！

为了验证暗原色先验的表现有多好，我们从 Flickr.com 和其他一些图片搜索引擎上使用 Flickr 用户标记的 150 个最热门的标签，收集了一个户外图像的数据库，因为雾主要出现在户外景物或者城市中，我们从下载到的图像中主要选出了这两部分景区的无雾图像。另外，我们只研究了白天的图像。我们随机选取了 5,000 张图像并手工去掉了包括天空区域的部分。它们均被缩放成最大长宽都是 500 像素的大小，用  $15 \times 15$  的步长计算出暗通道。图 4 显示了几幅户外图像以及相应的暗通道。

图 5a 是超过 5,000 幅图像的暗通道强度直方图，图 5b 是相应的累计直方图。我们可以看到暗通道当中约有 75% 的像素强度值为零，大概 90% 的像素强度值低于 25。该统计结果强有力地支持了暗通道先验的合理性。我们同时还计算了每幅图像暗通道像素的平均强度值，其直方图如图 5 所示。同样，大多数的暗通道都具有比较低的平均强度值。这就意味着只有极少数的户外无雾图像不符合我们的先验规律。

由于附加的大气光，图像被雾干扰之后往往要比其本身亮度更大，透射率  $t$  一般较小。所以被浓雾覆盖的图像的暗通道具有较高的强度值（见图 4 右手边）。视觉上来看，暗通道强度值是雾浓度的粗略近似。在下一部分，我们将利用这一性质来估算透射和大气光。

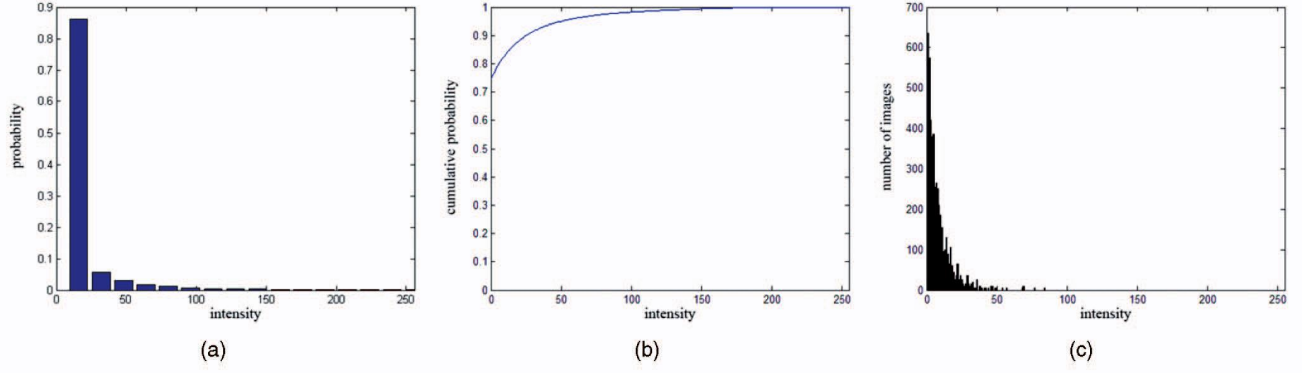


图 5: Statistics of the dark channels. (a) Histogram of the intensity of the pixels in all of the 5,000 dark channels (each bin stands for 16 intensity levels). (b) Cumulative distribution. (c) Histogram of the average intensity of each dark channel.

可以看到，我们忽视了天空区域，因为该处无雾图像的暗通道具有较高的强度值。幸好，可以利用雾图生成模型 (1) 结合我们所提出的先验优雅地处理天空区域。没有必要特意去除天空区域，我们将在 4.1 章讨论这个问题。

我们的暗通道先验的一定程度上受到了众所周知的广泛用于多光谱传感系统的黑体减法 (dark-object subtraction) 技术 [12] 的启发。在 [12] 中，通过减去场景中最暗物体所对应的一个常数来去除空间各向同性的雾。我们从这个想法中归纳得到了新的自然风景图去雾的途径。

## 4 使用暗通道先验去雾

### 4.1 估算透射率

我们首先假设大气光  $A$  是给定的，在 4.3 章我们会展示一种自动评估大气光的途径。我们先用  $A$  正则化雾图生成方程 (1)：

$$\frac{I^c(x)}{A^c} = t(x) \frac{J^c(x)}{A^c} + 1 - t(x), \quad (7)$$

注意到我们对每个颜色通道分别做正则化。

我们进一步假设在局部区域的  $\Omega(x)$  是常数。我们用  $\tilde{t}(x)$  来表示这个透射率，然后我们在等式 (7) 的两边同时计算暗通道，两边都求最小值：

$$\min_{y \in \Omega(x)} \left( \min_c \frac{I^c(y)}{A^c} \right) = \tilde{t}(x) \min_{y \in \Omega(x)} \left( \min_c \frac{J^c(y)}{A^c} \right) + 1 - \tilde{t}(x). \quad (8)$$

因为  $\tilde{t}(x)$  在这个区域是一个常数，可以把它放在求最小值运算外。

因为场景光线  $J$  是无雾图像，由暗通道先验可知  $J$  的暗通道接近于零：

$$J^{dark}(x) = \min_{y \in \Omega(x)} \left( \min_c J^c(y) \right) = 0, \quad (9)$$

因为  $A^c$  恒为正, 可得:

$$\min_{y \in \Omega(x)} \left( \min_c \frac{J^c(y)}{A^c} \right) = 0 \quad (10)$$

把 (10) 代入 (8), 我们可以估算出乘数项并简单估算出透射率  $\tilde{t}$

$$\tilde{t}(x) = 1 - \min_{y \in \Omega(x)} \left( \min_c \frac{I^c(y)}{A^c} \right) \quad (11)$$

事实上,  $\min_{y \in \Omega(x)} \left( \min_c \frac{I^c(y)}{A^c} \right)$  是正则化有雾图像  $\frac{I^c(y)}{A^c}$  的按通道。它直接提供了透射率的估计值。

前面提到, 暗通道先验在天空区域不是一个好的先验。幸好, 在有雾图像  $I$  中天空的颜色通常和大气光  $A$  很相似。所以在天空区域, 我们有

$$\min_{y \in \Omega(x)} \left( \min_c \frac{I^c(y)}{A^c} \right) \rightarrow 1,$$

同时 (11) 指出  $\tilde{t}(x) \rightarrow 0$ 。因为天空无限远而且透射率确实接近零 (见 (2)), (11) 优雅地同时处理了天空和非天空区域。我们不用事先分离出天空区域。

现实中, 即使是很晴朗的天气, 空气中总会不可避免地包含一些杂质分子。所以当我们看远处的物体时雾依然是存在的。而且, 雾的存在是人们感知深度的一个基本线索 [13], [14]。这一现象被称为空间透视。如果我们彻底地移除雾的存在, 图像会看起来不真实, 并且深度感可能会丢失。所以我们可以通过在方程 (11) 中引进一个参数  $\omega$  ( $0 < \omega \leq 1$ ), 有针对性的保留一部分覆盖遥远景物的雾:

$$\tilde{t}(x) = 1 - \omega \min_{y \in \Omega(x)} \left( \min_c \frac{I^c(y)}{A^c} \right). \quad (12)$$

这一修正具有优美的特性, 对于远处的物体, 它能相应地保留更多的雾。 $\omega$  的值由程序定义。在本文中, 我们对所有的处理选取了一个定值 0.95。

由 (11) 可导出, 暗通道先验对估算雾生成模型 (1) 中的乘数项 (直接透射率) 是至关重要的。现在只剩下加数项 (大气光)。这个策略和以往的非常依赖乘数项的单图像去雾算法 [10], [11] 完全不一样。这个算法受乘数项改变图像对比度 [11] 和色彩变化 [10] 的事实驱动。相反, 我们注意到加数项改变局部暗像素的强度。借助暗通道先验, 乘数项被舍去, 而加数项才是估算透射率的关键。我们进一步正则化 (1):

$$I(x) = J(x)t_1(x) + A(1 - t_2(x)), \quad (13)$$

其中  $t_1$  和  $t_2$  没有必要相同。通过提取 (11) 的方法, 我们可以估算  $t_2$  因而分解加数项。问题被化简为乘法形式 ( $J(x)t_1$ ), 并且其他的约束和先验可以用于进一步解开这一项。在人眼视觉的研究文献 [15] 中, 加数项被称为光度耗散 (*veiling luminance*), 并且 (13) 可用于描述透过面纱看到的场景或强烈的炫光。

图 6b 展示了通过 (12) 估算的透射率分布图。图 6d 展示了对应的复原图。我们可以看到暗通道先验在修复鲜艳的颜色和揭示低对比度物体时是有效的。透射率分布图是合理的。主要的问题在于一些光晕和块状痕迹。这是因为透射率在局部区域中并不总是恒定的。在下一章节, 我们将通过一种软抠图 (soft matting) 的方法来完善透射率分布图。

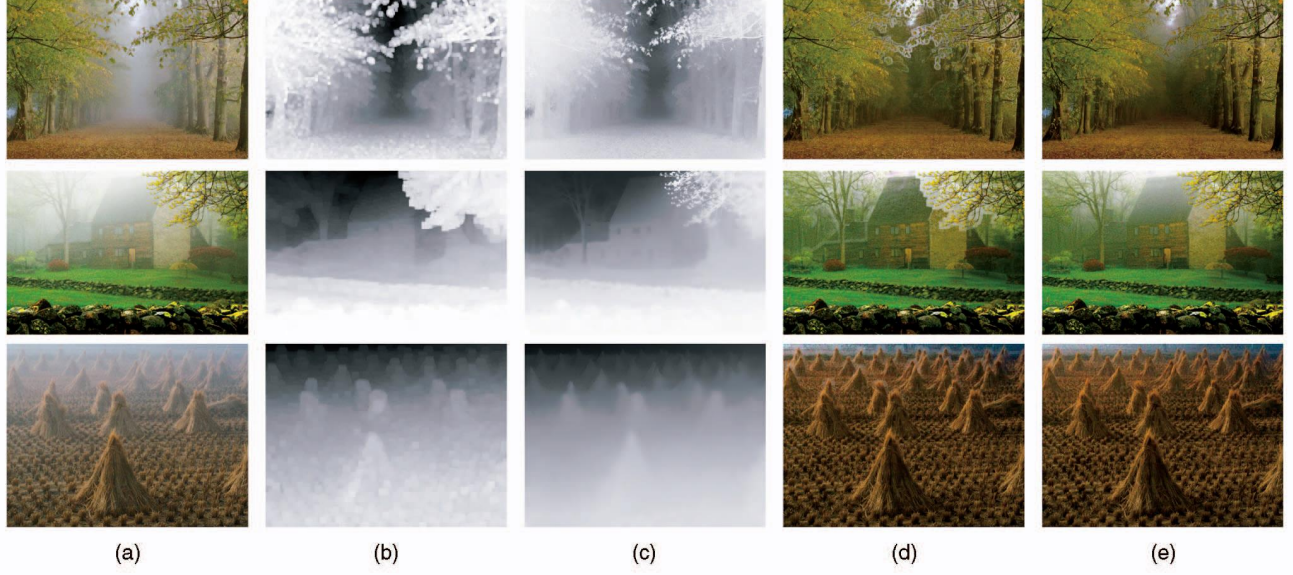


图 6: Haze removal. (a) Input hazy images. (b) Estimated transmission maps before soft matting. (c) Refined transmission maps after soft matting. (d), (e) Recovered images using (b) and (c), respectively.

## 4.2 软抠图 (Soft Matting)

我们注意到雾图生成方程 (1) 和抠图方程在形式上很相似:

$$I = F\alpha + B(1 - \alpha) \quad (14)$$

其中  $F$  和  $B$  分别是前景和背景色,  $\alpha$  是前景透明度。雾图方程的透射率分布实际上就是  $\alpha$  分布。因此, 我们可以应用一个形式相似的抠图 (matting) [16] 框架来精化透射率。

用  $t(x)$  表示精化透射率分布。把  $t(x)$  和  $\tilde{t}(x)$  用向量形式  $t$  和  $\tilde{t}$  重写, 我们最小化下述损失函数:

$$E(t) = t^T L t + \lambda(t - \tilde{t})^T (t - \tilde{t}). \quad (15)$$

这里第一项是平滑项, 第二项是带权重  $\lambda$  的数据项。矩阵  $L$  叫做抠图拉普拉斯矩阵 (matting Laplacian matrix) [16]。它的元素  $(i, j)$  定义为:

$$\sum_{k|(i,j) \in w_k} \left( \delta_{ij} - \frac{1}{|w_k|} \left( 1 + (I_i - \mu_k)^T \left( \sum_k + \frac{\varepsilon}{|w_k|} U_3 \right)^{-1} (I_j - \mu_k) \right) \right), \quad (16)$$

其中  $I_i$  和  $I_j$  是输入图像  $I$  在像素  $i$  和  $j$  处的颜色。 $\delta_{ij}$  是 Kronecker delta,  $\mu_k$  和  $\sum_k$  分别是窗口  $w_k$  中色彩矩阵的平均值和协方差矩阵。 $U_3$  是一个  $3 \times 3$  的单位矩阵,  $\varepsilon$  是修正系数,  $|w_k|$  是窗口  $w_k$  中的像素数量。

最优的  $t$  可以通过解下面的稀疏线性系统得到:

$$(L + \lambda U)t = \lambda \tilde{t}, \quad (17)$$



其中  $U$  是一个和  $L$  大小相等的单位矩阵。我们给  $\lambda$  设置一个很小的值（在我们的实验中为  $10^{-4}$ ），因此  $t$  被  $\tilde{t}$  轻微约束。

[16] 中得出的 matting Laplacian matrix 基于颜色线假设 (*color line assumption*): 一个小的局部区域中的前景/背景色在 RGB 颜色空间中共线。color line assumption 在去雾问题中同样成立。首先, 场景光线  $J$  是自然图像。根据 [16], [17], color line model 包含自然图像。其次, 大气光  $A$  是常数, 所以满足假设。因此, 在去雾问题中把 matting Laplacian matrix 作为平滑项是合理的。

相似形式的 matting 框架也是被 Hsu et al 应用。[18] 用来处理空间移变白平衡问题 (*spatially variant white balance problem*)。在 [16], [18] 约束一些稀疏区域已知, 而且这个框架主要用于推导未知区域的值。在我们的程序中, 粗约束  $\tilde{t}$  已经布满整个图片。我们认为这个约束是弱约束, 并使用 matting 框架来优化分布图。

解完线性系统 (17) 之后, 我们在  $t$  上使用双边滤波器 [19] 来平滑他的细微纹理。图 6c 展示了使用图 6b 作为约束的优化结果。我们可以看见, 光晕和块状痕迹减少了。优化过的透射率分布设法捕捉到不连贯的尖锐边缘并描绘出物体的轮廓。

### 4.3 估算大气光

我们已经假设大气光  $A$  已知。在这一节, 我们提出一种估算  $A$  的方法。在之前的工作中, 最模糊不清的区域被当作  $A$ [11] 或  $A$  的初始估计 [10]。但是, 并没有关心如何检查“最模糊不清”的区域。

在 Tan 的论文中 [11], 有雾图像最亮的像素视为最模糊不清。这只在多云而且阳光可以忽略的情况下才成立。在这种情况下, 大气光是唯一的场景光源。所以, 每个颜色通道的场景光线可以表示为:

$$J(x) = R(x)A, \quad (18)$$

其中  $R \leq 1$  是场景点的反射率。雾图生成方程 (1) 可写成:

$$I(x) = R(x)At(x) + (1 - t(x))A \leq A. \quad (19)$$

当无限远的像素 ( $t \approx 0$ ) 存在与图像中时, 最亮的  $I$  就是最模糊不清的, 而且它约等于  $A$ 。不幸的是, 在实际情况下我们无法忽略太阳光。记太阳光为  $S$ , 修改 (18) 为

$$J(x) = R(x)(S + A), \quad (20)$$

和 (19) 为

$$I(x) = R(x)St(x) + R(x)At(x) + (1 - t(x))A. \quad (21)$$

在这个情况下, 全图最亮的像素点可以比大气光还要亮。这样的点可以出现在白色汽车或白色建筑物上 (图 7d, 图 7e)。

如第 3 节讨论的那样, 雾图的暗通道近似于雾密度 (见图 7b)。所以我们可以用暗通道来检查最模糊不清的区域并改善大气光估算。我们首先选取暗通道中前 0.1% 最亮的像素点。这些像素通常是最模糊不清的 (图 7b 用黄色线圈出)。在这些像素中, 选取输入图像  $I$  的强度最高的像素做为大气光。这些像素在图 7a 的红色长方形中。注意到这些像素可能不是整个输入图像中最亮的。

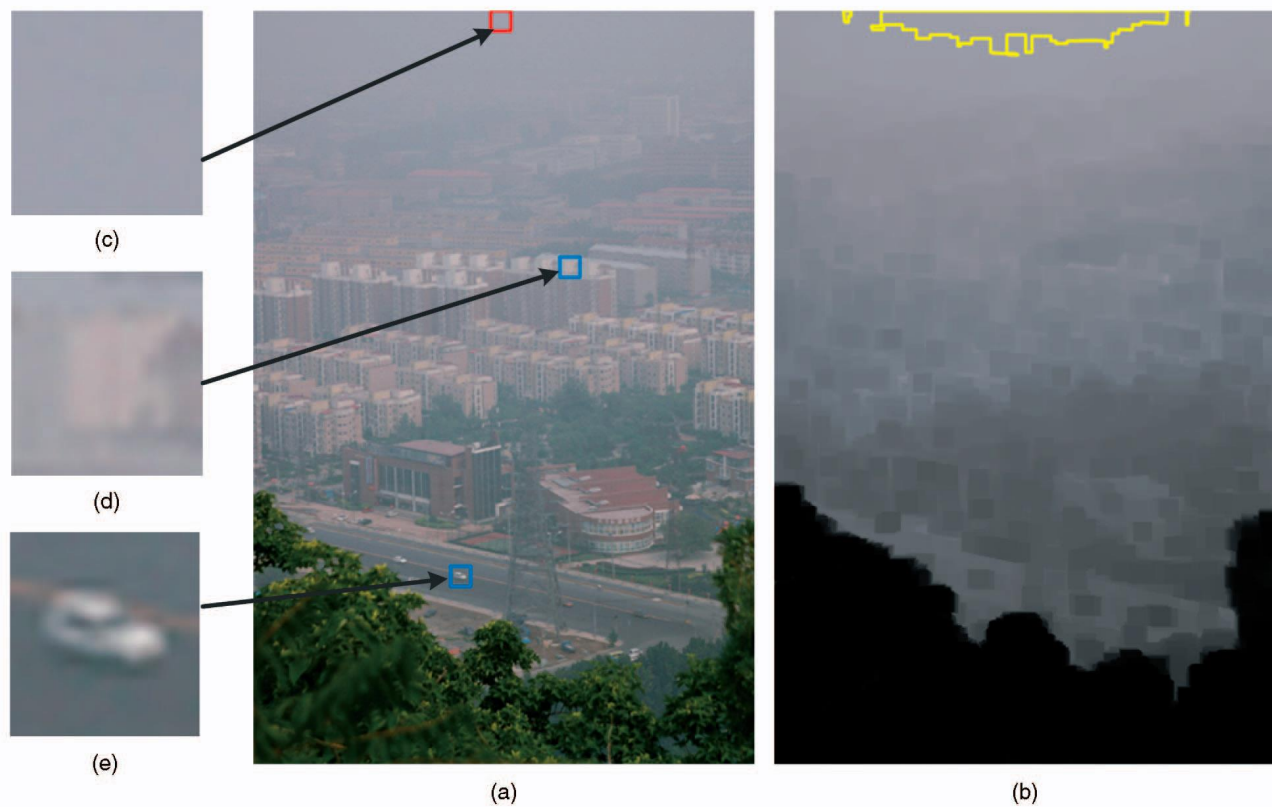


图 7: Estimating the atmospheric light. (a) Input image. (b) Dark channel and the most haze-opaque region. (c) The patch from where our method automatically obtains the atmospheric light. (d), (e) Two patches that contain pixels brighter than the atmospheric light.

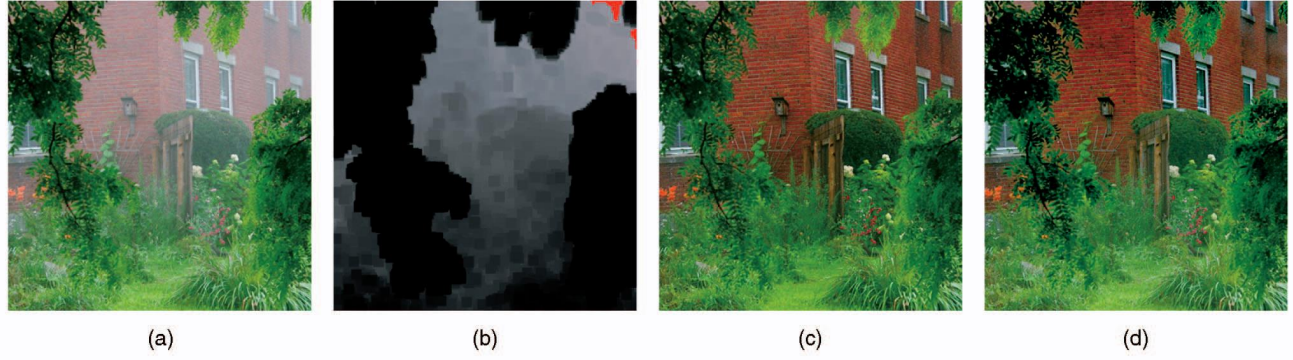


图 8: (a) Input image. (b) Dark channel. The red pixels are the most haze-opaque regions detected by our method. (c) Our haze removal result. (d) Fattal's haze removal result [10].

这个方法在无限远像素不存在与图像中时也能正常工作。在图 8b 中我们的方法检查出最模糊不清的区域。然而，这些地方的  $t$  并不接近于零，所以这些区域的颜色可能和  $A$  不同。幸运的是， $t$  在这些最模糊区域很小，所以太阳光的影响很小（见 (21)）。因此这些区域仍然可以很好地估算出  $A$ 。这些图像区域的结果展示在图 8c。

这个基于暗通道先验的简单算法比“最亮像素”算法更稳定。我们用它自动估算这篇论文中出现的所有图片。

#### 4.4 复原场景光线

有了透射分布，我们可以通过方程 (1) 复原物体的原始图像。但当  $t(x)$  接近零的时候，直接衰减项  $J(x)t(x)$  也会接近零。直接复原得到的原始图像倾向于包含噪音。因此，我们把透射因子  $t(x)$  设定了一个下限  $t_0$ ，比如说我么在雾稠密的区域仍然保留着一定数量的雾。最终复原  $J(x)$  通过下式实现：

$$J(x) = \frac{I(x) - A}{\max(t(x), t_0)} + A. \quad (22)$$

$t_0$  的一个典型值是 0.1。由于场景光线的亮度通常不及大气光线，经去雾处理后的图像看起来要黯淡一些。因此我们在显示时增加了  $J(x)$  的曝光。图 6e 是我们最终的复原图像。

#### 4.5 窗口大小

我们算法中一个关键参数是 (11) 中的窗口大小。一方面，暗通道先验在更大的窗口上表现更好，因为窗口包含暗像素的几率增加。我们可以在图 9 中看到这个效果：窗口越大，暗通道越暗。因此 (9) 在小窗口上准确率降低，而且复原图容易过饱和（图 10b）。另一方面，窗口中透射率为常数的假设会变得不再合适。如果窗口过大，景深边缘的光晕会增强（图 10c）。

图 11 展示了不同窗口大小去雾的结果。图片大小为  $600 \times 400$ 。在图 11b 中，窗口大小为  $3 \times 3$ 。一些浅灰色表面的颜色看起来过饱和了（看第一行的建筑和第二、三行的子图）。在图 11c 和 11d 中，窗口大小分别为  $15 \times 15$  和  $30 \times 30$ 。结果明显比 11b 中的更自然。这表明我们的算法在足够大的窗口下表现良好。



图 9: A haze-free image ( $600 \times 400$ ) and its dark channels using  $3 \times 3$  and  $15 \times 15$  patches, respectively.



图 10: (a) A  $600 \times 400$  hazy image and the recovered scene radiance using (b)  $3 \times 3$  and (c)  $15 \times 15$  patches, respectively (without soft matting). The recovered scene radiance is oversaturated for a small patch size, while it contains apparent halos for a large patch size.

soft matting 技术可以减少大窗口带来的影响。我们同时注意到，图 11d 的图像看起来比图 11c 的雾更浓一些（特别是在远端），但是差别很小。在这篇论文余下的部分，我们都用  $15 \times 15$  的窗口。

## 5 实验结果

在我们的实验当中，我们使用了 van Herk 的快速算法 [20] 来实现求出局部区域最小值的操作，该算法的时间复杂度为图像面积的线性阶。对一幅  $600 \times 400$  的图像我们使用了  $15 \times 15$  的卷积核。在软抠图 (soft matting) 中，我们使用了预处理共轭梯度 (Preconditioned Conjugate Gradient) (PCG) 算法求解。在一台处理器为 3.0 GHz 的 Intel Pentium 4 Processor 的 PC 机上处理一幅  $600 \times 400$  的图像，用了大约 0-20 秒。

图 1 和 12 显示了我们的去雾结果以及复原得到的深度图。该深度图是由方程 (2) 计算得出，其结果依赖于一个未知比例的参数  $\beta$ 。这些图像的大气光均是通过 4.3 节中所提到的方法自动测得的（图 12 中红色长方形标注）。可以看到，即使实在雾浓度较大的地方，我们的算法也能较好地得到一些细节的信息并且还原出生动的彩色图像。同时得到的深度图也和输入图像保持一致。

我们的算法在有足够阴影的灰度图上也有效。城市风光图通常满足这一条件。在这种情况下，我们对所





图 11: Recovering images using different patch sizes (after soft matting). (a) Input hazy images. (b) Using  $3 \times 3$  patches. (c) Using  $15 \times 15$  patches. (d) Using  $30 \times 30$  patches.

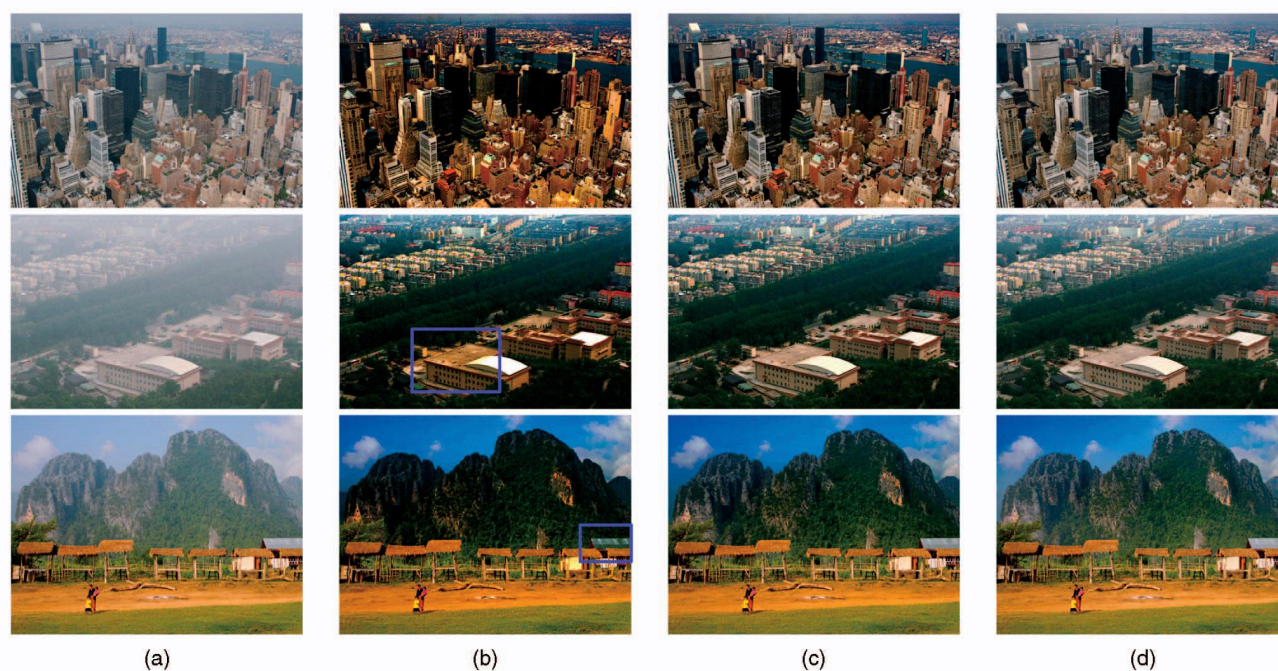


图 12: Haze removal results. (a) Input hazy images. (b) Restored haze-free images. (c) Depth maps. The red rectangles in the top row indicate where our method automatically obtains the atmospheric light.



图 13: A gray-scale image example. (a) Input image. (b) Our result. (c) Our recovered depth map.

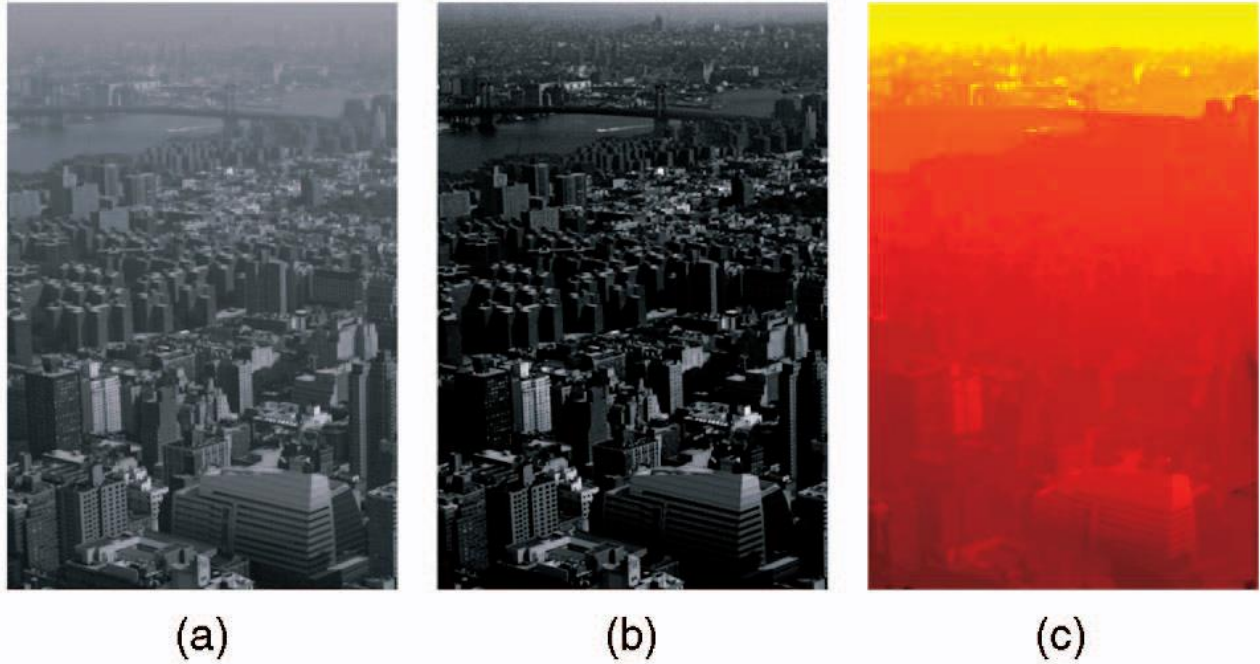


图 14: Comparison with Tan's work [11]. (a) Input image. (b) Tan's result. (c) Our result.

有推导做求最小值运算  $\min_c$ 。图 13 展示了一个例子。

在图 14 中，我们对我们的方法与 Tan 的工作 [11] 进行了比较，他的处理结果的一些色彩经常会出现过度饱和，因为最大化对比度导致高估雾层。我们的方法在结构上复原的同时没有牺牲色彩的真实度（比如天鹅）。我们的结果里也很少有明显的晕影。

然后，我们又与 Fattal 的工作进行了比较。在图 8 中，我们的结果可以比得上和 Fattal 的结果。图 15 中显示了在浓雾情况下我们的方法优于 Fattal 的。Fattal 的方法是基于统计学的，需要充足的颜色信息以及差异性。当雾很浓时，颜色很微弱，差异也不够明显，他的评估透射率的方法就不可靠了。图 15b 和 15c 显示了 MRF 模型建立前后他的结果的不同。由于只有部分的透射能被可靠地复原，即使在模型建立之后，一些区域还是太灰暗（山峰），还有一些雾没有被移除（城市景观的较远处）。与之相反，我们的实现在这两个方面都有理想的结果（图 15d）。

我们还和 Kopf et al.[8] 最近的工作进行了比较，如图所示。为了去雾他们利用了 3D 模型和景物的纹理贴图。这些附加的信息可能来自 Google Earth 和一些卫星图片。然而，我们的技术可以从单一图像中产



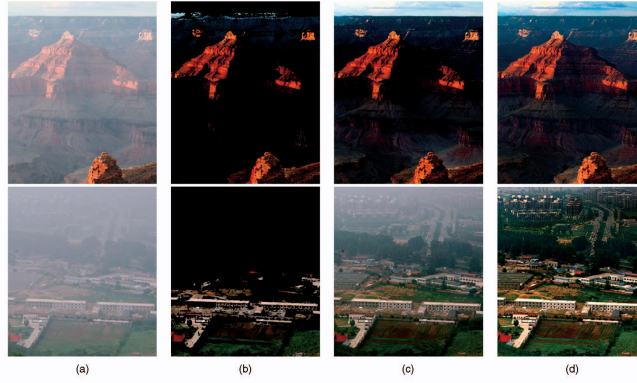


图 15: More comparisons with Fattal's work [10]. (a) Input images. (b) Results before extrapolation, using Fattal's method. The transmission is not estimated in the black regions. (c) Fattal's results after extrapolation. (d) Our results.

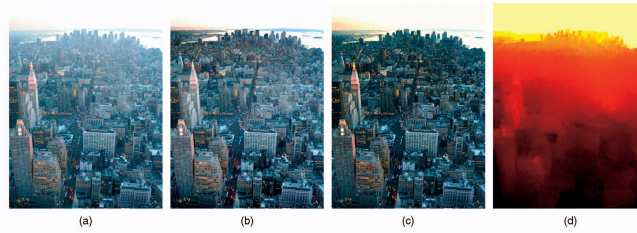


图 16: Comparison with Kopf et al.'s work [8]. (a)-(d) Input image, Kopf et al.'s result, our result, and our recovered depth map, respectively.

生与之媲美的去雾结果，而不需要借助任何几何学的信息。

在图 17 中我们进一步比较了我们的算法和更多以前的算法。图 17e 展示了 Photoshop 的自动曲线函数 (auto curve function) 的结果。它相当于对每个颜色通道分别应用黑体减法 (dark-object subtraction method) [12]。因为这个算法是设计来去除空间一致的雾的，当图像的深度不定时，它只能去除最近物体的一层薄雾。图 17f 和图 17g 是 Photoshop 的钝化 (Unsharp Mask) 和经典直方图均衡算法，这两个算法被广泛用于对比度增强技术。但是当景深不均匀时，增强应该是空间不一致的。这些技术不能决定增强的程度。此外，由于他们不是基于雾图生成模型，他们无法给出深度图。

## 6 讨论

在这篇论文中，我们提出了一个简单但是有效的叫做暗通道先验的方法来为单一输入图像去雾。暗通道先验来自于对户外无雾图像的统计。通过结合先验和雾图生成模型，可以使单图像去雾变得更加简单高效。

因为暗通道先验是一种统计结果，在一些特定的图片上面可能不起作用。当取景对象本身颜色与大气光相似或者上面没有投影（比如图 18 中的白色大理石），暗原色先验将失效。景物光线的暗通道的亮度值接近这些物体。因此我们的模型会低估这些物体的透射率，并高估雾层。

此外，因为我们的方法基于雾图模型 (1)，可能会因为模型在现实中失效而失败。首先，当太阳光影响

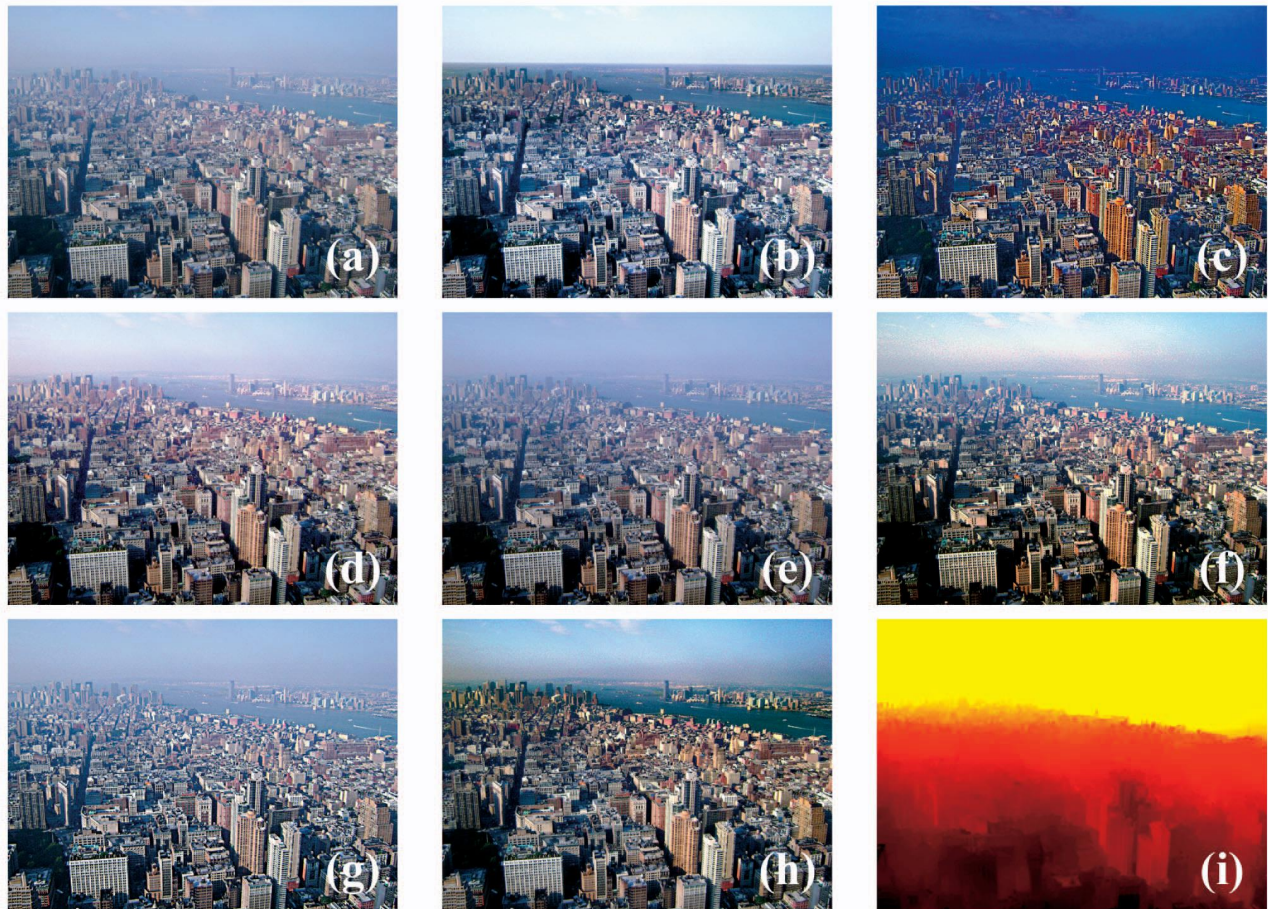


图 17: Comparison with other methods. (a) Input image. (b) Kopf et al.'s result [8]. (c) Tan's result [11]. (d) Fattal's result [10]. (e) Photoshop's auto curve. (f) Photoshop's Unsharp Mask. (g) Histogram equalization. (h) Our result. (i) Our recovered depth map.



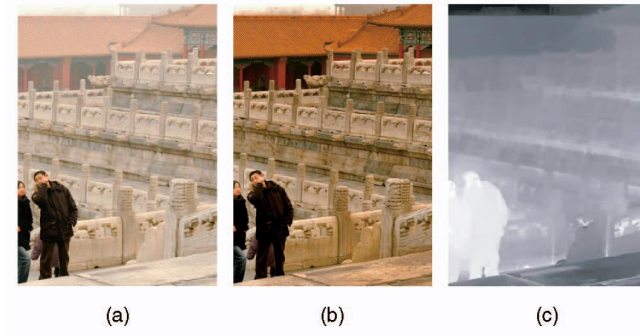


图 18: Failure of the dark channel prior. (a) Input image. (b) Our result. (c) Our transmission map. The transmission of the marble is underestimated.

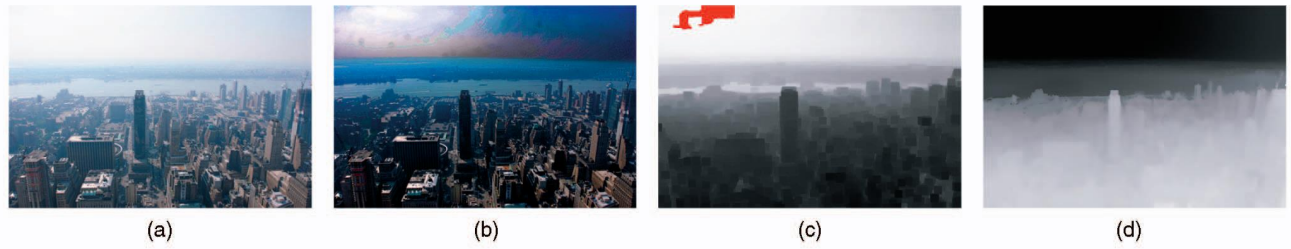


图 19: Failure of the haze imaging model. (a) Input image. (b) Our result. (c) Dark channel. Red pixels indicate where the atmospheric light is estimated. (d) Estimated transmission map.

太强的时候, 恒定大气光假设可能不再合适。在图 19a 中, 大气光在左侧明亮, 右侧阴暗。我们自动估算的  $A$  (图 19c) 可能不是其他区域的真实  $A$  值, 所以右边复原的天空区域要比实际的更暗 (图 19b)。更高级的模型 [14] 可以用来描述更复杂的情况。其次, 当大气杂质很小 (比如薄雾) 或者物体在几公里之外 [7], 透射率  $t$  会具有波长依赖性。在这个情况下, 不同颜色通道的透射率会不一样。这也是为什么靠近地平线的物体会变成灰蓝色 (图 19a)。因为雾图模型 (1) 假设所有颜色通道有共同的透射率, 我们的算法可能无法还原出远物的真实图像, 而且他们依然是灰蓝色的。我们把这个问题留给后续的研究。

## 参考文献

- [1] H. Koschmieder. Theorie der horizontalen sichtweite. *Beitr. Phys*, 12:171–181, 1924.
- [2] S. G. Narasimhan and S. K. Nayar. Vision and the atmosphere. *Int'l J. Computer Vision*, 48:233–254, 2002.
- [3] Y. Y. Schechner, S. G. Narasimhan, and S. K. Nayar. Instant dehazing of images using polarization. In *Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 325–332. vol. 1, 2001.
- [4] S. Shwartz, E. Namer, and Y. Y. Schechner. Blind haze separation. In *Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 1984–1991. vol. 2, 2006.

- [5] S. G. Narasimhan and S. K. Nayar. Chromatic framework for vision in bad weather. In *Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 598–605. vol. 1, June 2000.
- [6] S. K. Nayar and S. G. Narasimhan. Vision in bad weather. In *Proc. Seventh IEEE Int’l Conf. Computer Vision*, pages 820–827. vol. 2, 1999.
- [7] S. G. Narasimhan and S. K. Nayar. Contrast restoration of weather degraded images. *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 25(6):713–724, June 2003.
- [8] J. Kopf, B. Neubert, B. Chen, M. Cohen, D. Cohen-Or, O. Deussen, M. Uyttendaele, and D. Lischinski. Deep photo: Model-based photograph enhancement and viewing. *ACM Trans. Graphics*, 27(5):1–116, 2008.
- [9] S. G. Narasimhan and S. K. Nayar. Interactive deweathering of an image using physical models. In *Proc. IEEE Workshop Color and Photometric Methods in Computer Vision*. in Conjunction with IEEE Int’l Conf. Computer Vision, October 2003.
- [10] R. Fattal. Single image dehazing. In *08. Proc. ACM SIGGRAPH*, 2008.
- [11] R. Tan. Visibility in bad weather from a single image. In *Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, June 2008.
- [12] P. Chavez. An improved dark-object subtraction technique for atmospheric scattering correction of multispectral data. *Remote Sensing of Environment*, 24:450–479, 1988.
- [13] E. B. Goldstein. *Sensation and Perception*. Cengage Learning, 1980.
- [14] A. J. Preetham, P. Shirley, and B. Smits. A practical analytic model for daylight. In *99. Proc. ACM SIGGRAPH*, 1999.
- [15] A. L. Gilchrist and A. Jacobsen. Lightness constancy through a veiling luminance. *J. Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 9(6):936–944, 1983.
- [16] A. Levin, D. Lischinski, and Y. Weiss. A closed form solution to natural image matting. In *Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 61–68. vol. 1, 2006.
- [17] I. Omer and M. Werman. Color lines: Image specific color representation. In *Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 946–953. vol. 2, June 2004.
- [18] E. Hsu, T. Mertens, S. Paris, S. Avidan, and F. Durand. Light mixture estimation for spatially varying white balance. In *08. Proc. ACM SIGGRAPH*, 2008.
- [19] C. Tomasi and R. Manduchi. Bilateral filtering for gray and color images. In *Proc. Sixth IEEE Int’l Conf. Computer Vision*. p. 839, 1998.
- [20] M. van Herk. A fast algorithm for local minimum and maximum filters on rectangular and octagonal kernels. *Pattern Recognition Letters*, 13:517–521, 1992.