

图像去雾

自 64 赵文亮 2016011452

2018 年 12 月 27 日

1 引言

雾是一种常见的天气现象，由于大气中的粒子对光线的吸收和散射，雾天拍摄的照片常常会因为有雾而质量降低。由于图片中的深度信息的不确定性，去雾问题往往比较困难，在单张图片的去雾中更是如此。在过去的 research 中，Tan[1] 注意到无雾图像相比于输入的有雾图像应该具有较高的对比度，通过最大化局部对比度实现了图像恢复，然而正如作者本人所说，这种做法的目的是让有雾中的物体可见性变好，并不能保证场景中颜色的真实性；Fattal[2] 将图像分为多个区域，并假设这些区域中的表面阴影和透射率在统计上不相关。这种算法对于雾气较重的图像不能得到很好的效果。2009 年，He et al. [3] 提出了基于暗通道先验的去雾算法。这个算法以简单的思路和优秀的效果得到了评审的一致认可，该论文获得了当年的 CVPR best paper，随后发表在顶级期刊 PAMI 中。算法的大致流程为：估计大气光、估计透射率、细化透射率、恢复原始图像。然而其中细化透射率的部分，作者最初使用的 Soft matting 算法使用的是 Matting Laplacian Matrix，计算量很大。后来，作者又创新性地提出了引导滤波算法 [4]，这种滤波算法能够根据一张引导图像对输入图像进行滤波处理，并将引导图像的边缘信息体现在输出图像中。作者指

出了引导滤波与 Matting Laplacian Matrix 的联系，并证明了这种算法的时间复杂度为 $\mathcal{O}(N)$ (N 为图像中总像素数)。作者在文章中将引导滤波用在了多种应用场景中，其中就包括去雾问题里透射率细化的算法。随后，He et all.[5] 又提出了一种快速引导滤波算法，将复杂度降为 $\mathcal{O}(N/s^2)$ ，其中 s 为降采样率。至此，He et al. 构建了一套原理简单、结果优秀、运行效率高的算法。随后，许多学者在 He et al. 的基础上开始进一步的研究。一些学者借鉴了暗通道先验的理论，加以改进 [6][7]，另一些学者借鉴了引导滤波的方法，并应用到使用对比度进行去雾的算法中 [8]。

本文中将实现 He et al.[3] 的基于暗通道先验的去雾算法和 Kim et al.[5] 的基于优化对比度增强的去雾算法。本文后序的结构如下：第 2 节介绍了去雾算法的背景，包括模型和算法框架；第 3 节详细介绍了基于暗通道先验的去雾算法；第 4 节介绍了基于优化对比度的去雾算法；第 5 节给出了两种算法的去雾结果，并进行比较；最后对实验过程进行总结。

2 去雾算法背景

描述有雾图像的一个常见模型是：

$$\mathbf{I}(\mathbf{x}) = \mathbf{J}(\mathbf{x})t(\mathbf{x}) + \mathbf{A}(1 - t(\mathbf{x})) \quad (1)$$



图 1: 去雾算法流程

其中 \mathbf{I} 是待处理图像, \mathbf{J} 是真实的图像, \mathbf{A} 是全局的大气光, t 表示透射率。在这个模型下, 要想恢复出原始图像 \mathbf{J} , 需要得到 \mathbf{A} 和 $t(\mathbf{x})$ 。我们假设 \mathbf{A} 在整张图片中是不变的, 而 $t(\mathbf{x})$ 则在图片不同区域有不同的取值。通常得到 $t(\mathbf{x})$ 的方法是先对 $t(\mathbf{x})$ 进行估计, 再对其进行细化。得到 \mathbf{A} 和 $t(\mathbf{x})$ 后, 便可以按照下式恢复出原始图像:

$$\mathbf{J}(\mathbf{x}) = \frac{\mathbf{I}(\mathbf{x}) - \mathbf{A}}{\max(t(\mathbf{x}), t_0)} + \mathbf{A} \quad (2)$$

其中右式第一项的分母取 $\max(t(\mathbf{x}), t_0)$ 是为了防止 $t(\mathbf{x})$ 接近 0 时得到的 $\mathbf{J}(\mathbf{x})$ 过大, 这样处理之后使得结果对噪声的敏感性降低, t_0 的一个典型值是 0.1。

综上所述, 一种常见的去雾算法的流程如图 1 所示。

3 基于暗通道先验的去雾算法

本节实现了 He et al. 提出的基于暗通道先验的去雾算法 [3]。

3.1 暗通道先验

暗通道先验基于这样的发现: 在多数的没有雾气的户外图片中, 非天空大部分像素会在至少某个 RGB 通道上有较低的取值。对于任意一张图片 \mathbf{J} , 它的暗通道 J^{dark} 为:

$$J^{\text{dark}}(\mathbf{x}) = \min_{\mathbf{y} \in \Omega(\mathbf{x})} \left(\min_{c \in \{r, g, b\}} J^c(\mathbf{y}) \right) \quad (3)$$

其中 J^c 是 \mathbf{J} 的某一颜色通道, $\Omega(\mathbf{x})$ 是以 \mathbf{x} 为中心的一个局部区域。暗通道先验的数学描述是, 如果 \mathbf{J} 是一张室外的无雾图像, 除去天空区域, 那么 \mathbf{J} 的暗通道亮度很低, 以至于趋于 0:

$$J^{\text{dark}} \rightarrow 0 \quad (4)$$

3.2 估计全局大气光

在之前的论文中, 估计全局大气光的方法往往是寻找雾气最浓的区域 (下文简称浓雾区域)。有的论文中将图片中亮度最高的区域作为浓雾区域, 并从中计算出大气光。而事实上, 图片中可能存在一些白色的物体 (例如白色的车), 这些区域的亮度往往较高, 从而造成判断失误。根据暗通道先验的假设, 无雾区域的暗通道取值较小, 所以从暗通道出发考虑会得到更好的效果。首先从暗通道中选出亮度值为 0.1% 的像素点 (这些像素点很大概率来自于有雾区域), 再从它们中选择输入图像中亮度最高的像素点, 该点的颜色即为估计的全局大气光 \mathbf{A} 。

3.3 估计透射率

对式 (1) 两边使用大气光进行归一化:

$$\frac{I^c(\mathbf{x})}{A^c} = t(\mathbf{x}) \frac{J^c(\mathbf{x})}{A^c} + 1 - t(\mathbf{x}) \quad (5)$$

其中归一化的操作对每一个颜色通道分别进行, $c \in \{r, g, b\}$ 。

进一步假设在每一个局部区域 $\Omega(\mathbf{x})$ 内，透射率为一个常数，并将这个透射率记作 $\tilde{t}(\mathbf{x})$ 。对式(5)两端求暗通道，即：

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{y} \in \Omega(\mathbf{x})} \left(\min_c \frac{I^c(\mathbf{y})}{A^c} \right) &= \tilde{t}(\mathbf{x}) \min_{\mathbf{y} \in \Omega(\mathbf{x})} \left(\min_c \frac{J^c(\mathbf{y})}{A^c} \right) \\ &\quad + 1 - \tilde{t}(\mathbf{x}) \end{aligned} \quad (6)$$

其中用到了 $\tilde{t}(\mathbf{x})$ 在局部区域内是常数的条件，可以将其提出。

由于 \mathbf{J} 是无雾图像，它的暗通道接近零，且 A^c 总是大于零，所以

$$\min_{\mathbf{y} \in \Omega(\mathbf{x})} \left(\min_c \frac{J^c(\mathbf{y})}{A^c} \right) = 0 \quad (7)$$

将式(7)代入到式(6)中，可以消去乘积项，进而得到：

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

前文中指出，暗通道优先的条件在天空区域并不适用。幸运的是，有雾图像中的天空区域的颜色与大气光十分接近。所以在天空区域，有

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

再由式(8)可知 $\tilde{t}(\mathbf{x}) \rightarrow 0$ 。而由于天空的距离为无限远，其透射率确实应该是 0，所以式 8 也可以应用于天空区域。

实际情况中，即使是在晴朗的天气，大气中还是会有一些粒子，所以当我们观察远处物体时仍会发现存在一点雾气；此外，雾的存在一定程度上有助于人类感知深度。我们可以选择性地保留一点点的雾气，具体做法为在式 8 引入一个常数 $\omega (0 < \omega < 1)$ ，即：

$$\tilde{t}(\mathbf{x}) = 1 - \omega \min_{\mathbf{y} \in \Omega(\mathbf{x})} \left(\min_c \frac{I^c(\mathbf{y})}{A^c} \right) \quad (9)$$

我们可以调整这个常数来适应性地得到较好的结果。本节中取 $\omega = 0.95$ ，得到的估计的透射率如图 2b 所示。

3.4 透射率的细化

He et al. 最初提出的细化方法是基于 Matting Laplacian Matrix 的，这种方法时间复杂度较高。后来作者又提出了引导滤波算法 [4] 以及快速引导滤波算法 [5]，极大地降低了复杂度。本文中采用快速引导滤波算法来实现。将有雾图像 \mathbf{I} 的灰度图作为引导图像，估计的透射率 \tilde{t} 作为输入图像，通过引导滤波即可得到细化的透射率 t ，如图 2c 所示。

3.4.1 引导滤波算法

设引导图像、输入图像、滤波输出图像分别为 G, p, q 。引导滤波由一个局部的线性模型确定：

$$q_i = a_k G_i + b_k, \forall i \in w_k \quad (10)$$

其中 i 是像素的编号， k 是半径为 r 的局部窗口 w 的编号。给定滤波输入图像 p ，将 p 和 q 之间的均方误差最小化可以得到：

$$a_k = \frac{\frac{1}{|w_k|} \sum_{i \in w_k} G_i p_i - \mu_k \bar{p}_k}{\sigma_k^2 + \epsilon} \quad (11)$$

$$b_k = \bar{p}_k - a_k \mu_k \quad (12)$$

其中 μ_k 和 σ_k 是窗口 w_k 的均值和方差， ϵ 是用来描述光滑度的正则参数。滤波输出通过下式计算：

$$q_i = \bar{a}_i G_i + \bar{b}_i \quad (13)$$

其中 \bar{a}_i 和 \bar{b}_i 分别为以 i 为中心的窗口 w_i 内的 a, b 的平均值。



图 2: He et al. 去雾过程: (a) 输入图片 (b) 估计的透射率 (c) 细化的透射率 (d) 去雾结果

3.4.2 快速引导滤波算法

快速引导滤波算法使用采样率 s 对引导图像 G 、输入图像 p 进行降采样, 得到 G' 和 p' , 同时将给定半径 r 变为 $r' = r/s$ 。接着按照引导滤波的原始算法得到 \bar{a}' 和 \bar{b}' , 并将二者上采样变回 \bar{a} 和 \bar{b} 。最后通过式 13 得到去雾结果。此外, 由于去雾后图片亮度整体偏低, 使用 $\gamma = 0.6$ 的 Gamma 校正对亮度进行调整。

3.5 恢复原始图像

将求得的 A 和 $t(x)$ 根据式 (2) 即可恢复出原始图像 J 。

4 基于优化对比度的去雾算法

本节内容基于 Kim et al. [8] 提出的算法实现。该算法的整体流程与 1 类似, 与 He et al. 的主要区别在与全局大气光和透射率的估计上。

4.1 估计全局大气光

Kim et al. 注意到在有雾区域中, 像素的方差通常比较小。首先将输入图片分割成四个相等的矩形区域, 并对每个矩形区域按照以下公式计算得

分:

$$s_k = \sum_{c \in \{r, g, b\}} \mu_k^c - \sigma_k^c \quad (14)$$

其中 k 为矩形区域的编号, μ_k^c 和 σ_k^c 分别为该矩形区域中像素在通道 c 上的均值和标准差。选择得分最高的矩形区域, 进行下一次递归, 直到矩形区域小于某一设定阈值。图 3 显示了估算大气光的过程, 其中每次的分割线用红线标出, 最终得到的区域也用红色标出。



图 3: 估计全局大气光过程示意图

在最终得到的矩形区域中, 选取像素 p , 使得 $\|I^r(p), I^g(p), I^b(p) - (1, 1, 1)\|$ 最小 (假设颜色范围



图 4: Kim et al. 去雾过程: (a) 输入图片 (b) 估计的透射率 (c) 细化的透射率 (d) 去雾结果

为 $[0, 1]$), 则将这个像素的颜色值作为全局大气光 \mathbf{A} 的值。

4.2 估计透射率

通常来说, 有雾区域的对比度较小, 当 t 减小时, 恢复得到的原始图像的对比度会增大。但是另一方面, 如果 t 过小, 恢复图像中像素的颜色值有可能超过 $[0, 1]$ 的范围, 从而造成信息的丢失。本节从这两个角度考虑, 定义能量函数:

$$E = E_{\text{contrast}} + \lambda E_{\text{loss}} \quad (15)$$

其中 E_{contrast} 用来描述对比度的大小, 本文中使用方差来衡量, 即对于区域 B , 有

$$E_{\text{contrast}} = - \sum_{c \in \{r, g, b\}} \sum_{p \in B} \frac{(J^c(p) - \bar{J}^c)^3}{|B|} \quad (16)$$

其中 $|B|$ 表示区域 B 中的像素总数, \bar{J}^c 表示区域 B 中 c 通道的平均值。

E_{loss} 的定义如下:

$$\begin{aligned} E_{\text{loss}} = & \sum_{c \in \{r, g, b\}} \sum_{p \in B} \{ (\min\{0, J^c(p)\}) \\ & + (\max\{0, J^c(p)\})^2 \} \end{aligned} \quad (17)$$

具体计算时, 首先将原图分为许多区域 B_k , 在每个区域中计算估计的透射率 \tilde{t} , 此步骤中假定 \tilde{t} 在

每个区域中为恒定值。通过数值方法, 以 0.1 的间隔遍历寻找 E 最小的 \tilde{t} 值, 作为该区域内估计的透射率, 如图 4b 所示。

4.3 细化透射率和恢复原始图像

得到估计的透射率后, 仍然使用引导滤波 (见第 3.4 节) 对透射率进行细化, 得到 4c 所示的透射率图。最终仍然使用公式 2 进行图像恢复, 并用 $\gamma = 0.8$ 的 Gamma 校正来调整亮度。

5 去雾结果和对比分析

我们首先来分析一下图 2 和图 4 的去雾结果。从中可见 He et al. 的结果与 Kim et al. 的结果相比较暗。一方面, 观察图 2b 与 4b 可知, He et al. 估计的透射率整体上偏高, 这就导致最后的结果亮度偏暗。这事实上与暗通道算法中的局部区域 $\Omega(x)$ 的大小有关。另一方面, Kim et al. 的结果中图像对比度较高, 这也与算法的原理相符。

为了测试算法的鲁棒性, 本节中进一步使用多张有雾图像作为输入, 对比两种去雾算法的性能和特点。原始图片、He et al. 的去雾结果、Kim et al. 的去雾结果如图 5 所示。可见两种去雾算法都能实现一定程度的去雾。下面选取几组输入简要



图 5: 去雾算法对比。 (a) 输入图片 (b) He et al. 去雾结果 (c) Kim et al. 去雾结果

分析两种方法的差异。

第一行与第二行的图像中, He et al. 的结果中剩余的雾气看起来更少。这是由于 He et al. 算法中估计大气光的过程可以看成寻找全局最优, 而 Kim et al. 的算法每次将图片分割为子图递归的过程中可能错过全局最优, 导致大气光估计不充分, 进而使得剩余的雾气较多。

第四行的图像中, He et al. 的结果中天空显得更加清晰, 这也验证了第 3.3 节中的说法, 即虽然暗通道先验不适用于蓝天部分, 但是我们仍然能够基于暗通道先验的方法求解透射率。

6 实验总结

本次实验中, 我通过查阅大量文献, 了解了去雾领域中一些重要的方法, 并从中选择两种比较有代表性的方法来实现, 取得了较好的效果。在阅读文献的过程中, 我对去雾领域的发展的脉络逐渐变得清晰, 看到该领域最优秀的结果是出自我校学长何恺明时, 我感到十分自豪。我也看到了何恺明博士的精益求精的精神: 从最初的十分耗时的 Soft matting 算法, 到后来的 Guided filter, 再到 Fast guided filter, 整个研究过程使去雾的效率不断提高。

总之, 在完成本次实验的过程中, 我得到了充分的科研锻炼。这些一定会对我未来的科研有所帮助。

参考文献

- [1] R. T. Tan, “Visibility in bad weather from a single image,” in *Computer Vision and Pattern Recognition, 2008. CVPR 2008. IEEE Conference on*, pp. 1–8, IEEE, 2008.

- [2] R. Fattal, “Single image dehazing,” *ACM transactions on graphics (TOG)*, vol. 27, no. 3, p. 72, 2008.
- [3] K. He, J. Sun, and X. Tang, “Single image haze removal using dark channel prior,” *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, vol. 33, no. 12, pp. 2341–2353, 2011.
- [4] K. He, J. Sun, and X. Tang, “Guided image filtering,” *IEEE transactions on pattern analysis & machine intelligence*, no. 6, pp. 1397–1409, 2013.
- [5] K. He and J. Sun, “Fast guided filter,” 2015.
- [6] C.-C. Sun, H.-C. Lai, M.-H. Sheu, and Y.-H. Huang, “Single image fog removal algorithm based on an improved dark channel prior method,” in *Intelligent Signal Processing and Communication Systems (ISPACS), 2016 International Symposium on*, pp. 1–4, IEEE, 2016.
- [7] B. Xie, F. Guo, and Z. Cai, “Improved single image dehazing using dark channel prior and multi-scale retinex,” in *Intelligent System Design and Engineering Application (ISDEA), 2010 International Conference on*, vol. 1, pp. 848–851, IEEE, 2010.
- [8] J.-H. Kim, W.-D. Jang, J.-Y. Sim, and C.-S. Kim, “Optimized contrast enhancement for real-time image and video dehazing,” *Journal*

of Visual Communication and Image Representation, vol. 24, no. 3, pp. 410–425, 2013.