

基于物理模型的快速单幅图像去雾方法

禹晶¹ 李大鹏² 廖庆敏^{1,3}

摘要 在雾、霾等天气条件下, 大气粒子的散射作用导致捕获的图像严重降质. 本文提出一种新的基于物理模型的快速单幅图像去雾算法. 该算法从大气散射模型出发, 通过对大气光照进行白平衡, 从而简化大气散射模型; 利用快速双边滤波方法估计大气耗散函数, 进而恢复场景反照率. 本文算法的时间复杂度达到图像像素数的线性函数, 具有很快的执行速度. 实验结果表明本文算法有效地恢复了场景的对比度和颜色, 从而明显地提高了图像的能见度.

关键词 图像去雾, 能见度, 大气散射模型, 双边滤波, 白平衡

DOI 10.3724/SP.J.1004.2011.00143

Physics-based Fast Single Image Fog Removal

YU Jing¹ LI Da-Peng² LIAO Qing-Min^{1,3}

Abstract Imaging in the atmosphere is often degraded by scattering due to atmospheric particles such as haze, fog, and mist. In this paper, we propose a novel fast defogging method based on the atmospheric scattering model. The white balance is performed and the atmospheric scattering model is simplified prior to visibility restoration. In the inference process of the atmospheric veil, the coarser estimate is refined using a fast bilateral filtering approach that preserves edges. Finally, the scene albedo is recovered by inverting this simplified model. The complexity of the proposed method is only a linear function of the number of input image pixels and this allows a very fast implementation. Results on a variety of outdoor foggy images demonstrate that the proposed method achieves good restoration for contrast and color fidelity, resulting in a great improvement in image visibility.

Key words Image defogging, visibility, atmospheric scattering model, bilateral filter, white balance

计算机视觉系统的很多户外应用, 如城市交通、视频监控、智能车辆等, 都要求图像特征的检测具备鲁棒性. 然而, 在雾、霾等天气条件下, 大气中悬浮的大量微小水滴、气溶胶的散射作用导致捕获的图像严重降质, 这极大地限制和影响了户外系统的功能.

随着物体到成像设备的距离增大, 大气粒子的散射作用对成像的影响逐渐增加. 这种影响主要由两个散射过程造成: 1) 物体表面的反射光在到达成像设备的过程中, 由于大气粒子的散射而发生衰减; 2) 自然光因大气粒子散射而进入成像设备参与成像. 它们的共同作用造成捕获的图像对比度、饱和度降低, 以及色调偏移, 不仅影响图像的视觉效果, 而且影响图像分析和理解的性能.

在计算机视觉领域中, 常用大气散射模型来描述雾、霾天气条件下场景的成像过程. 近期几乎所有的去雾算法均建立在此模型之上, 只是利用方式

上有所不同. 不同的方法采用不同的方式估计模型中的参数. 依据所需要的成像系统或成像场景的附加信息, 可将基于物理模型的方法分为 4 类. 前两类方法利用同一场景的多幅输入图像, 即不同天气条件下获取的多幅图像^[1-5], 或者不同偏振程度的多幅图像^[6-9]. 然而, 在实际应用中, 通常都无法满足这样的特殊条件.

后两类方法试图从单幅图像出发估计景深或景深相关项, 进而恢复清晰的图像. 受单幅图像信息量的限制, 第 3 类方法利用场景的先验信息或用户交互估计景深. Oakley 等^[10-11] 借助航拍相关参数来估计地形模型. 但是, 这种方法需要估计的参数过多. Narasimhan 等^[12] 利用用户输入的信息对景深进行粗估计. 为此, 最近的研究工作^[13-17] 热衷于探索第 4 类方法, 这类方法通过对图像数据做各种假设, 从单幅图像中恢复场景信息. 一般情况下, 构造满足假设条件的代价函数和约束方程 (组), 使用最优化方法求解模型参数.

基于数据假设的单幅图像去雾算法几乎均存在计算过程复杂、耗时的问题, 难以应用到实际场合. 本文提出了一种新的基于大气散射模型的快速去雾算法. 该算法从大气散射模型出发, 通过对大气光照进行白平衡 (White balance), 从而简化模型表示形式; 利用快速双边滤波方法 (Fast bilateral filtering)

收稿日期 2010-07-22 录用日期 2010-09-15
Manuscript received July 22, 2010; accepted September 15, 2010

1. 清华大学电子工程系 北京 100084 2. 北京工业大学计算机学院 北京 100124 3. 清华大学深圳研究生院 深圳 518055
1. Department of Electronic Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084 2. College of Computer Science and Technology, Beijing University of Technology, Beijing 100124 3. Graduate School at Shenzhen, Tsinghua University, Shenzhen 518055

来估计大气耗散函数 (Atmospheric veil), 进而利用简化模型解出场景反照率 (Scene albedo). 本文算法的时间复杂度达到图像像素数的线性函数. 此外, 仅要求单幅输入图像, 并且无需任何场景结构信息或用户交互.

本文后续的内容安排如下: 第 1 节描述大气散射模型, 并回顾现有的基于数据假设的单幅图像去雾算法. 第 2 节详细地描述本文提出的算法. 第 3 节给出实验比较与分析. 第 4 节为全文的结论.

1 背景

Narasimhan 等^[4-5] 给出雾、霾天气条件下单色大气散射模型 (Monochrome atmospheric scattering model), 即窄波段摄像机所拍摄的图像灰度值 $I(\mathbf{x})$ 可表示为

$$I(\mathbf{x}) = A\rho(\mathbf{x})e^{-\beta d(\mathbf{x})} + A(1 - e^{-\beta d(\mathbf{x})}) \quad (1)$$

式中, \mathbf{x} 为空间坐标, A 表示天空亮度 (Skylight), ρ 为场景反照率, d 为场景的景深, β 为大气散射系数.

如图 1 所示, 大气散射模型由两项组成. 第一项表示衰减模型 (Attenuation model), 也称为直接传播 (Direct transmission) 或直接衰减 (Direct attenuation). 由于大气粒子的散射作用, 一部分物体表面的反射光因散射而损失, 未被散射的部分直接到达成像传感器, 其光强随着传播距离的增大而呈指数衰减. 第二项表示环境光模型 (Airlight model). 这是因为大气粒子对自然光的散射引起大气表现出光源的特性. 环境光的强度随着传播距离的增大而逐渐增加.

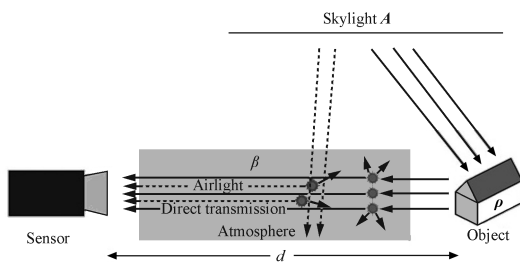


图 1 大气散射模型示意图

Fig. 1 Atmospheric scattering model

Narasimhan 等指出该模型的假设条件是单次散射、均匀大气介质, 以及大气粒子对可见光的散射系数与波长无关. 因此, 该模型不适用于数千米之外场景成像的衰减补偿.

基于物理模型的方法实质上是利用大气散射模型求解场景反照率. 由于该物理模型包含 3 个未知参数, 从本质上讲, 这是一个病态反问题. 最近提出的单幅图像去雾算法利用图像数据本身构造约束场

景反照率或 (和) 景深的假设条件.

Tan^[13] 假设局部区域的环境光为常数, 以及对比度显著增强. 在马尔可夫随机场 (Markov random field, MRF) 模型的框架下, 构造关于边缘强度的代价函数, 使用图分割 (Graph cut) 理论来估计最优光照. 该算法旨在增强图像的对比度. 尽管明显地改善了图像的能见度, 然而, 由于没有从物理模型上恢复真实场景反照率, 恢复后的颜色显得过饱和, 且在景深突变的交界区域产生严重的 Halo 效应.

Fattal^[14] 假设图像局部区域的反照率为常向量 (Constant albedo), 以及物体表面色度 (Surface shading) 与介质传播 (Medium transmission) 具有局部统计不相关性. 利用独立成分分析 (Independent component analysis, ICA) 来估计常向量反照率. 该算法本质上是非线性反问题的求解, 它的性能在很大程度上取决于输入数据的统计特性. 独立成分变化不显著或颜色信息不足将导致统计估计不可靠.

He 等^[15] 假设在至少一个颜色通道的局部区域内, 场景反照率趋于 0, 使用最小值滤波对介质传播函数进行粗估计. 然后, 借助图像抠图 (Image matting) 算法对介质传播函数进行细化 (Refining). 这种细化方法实质上是一个大规模稀疏线性方程组的求解问题, 具有很高的时间复杂度和空间复杂度. 需要指出的是, 图像抠图引入 α 通道的目的是使前景与背景过渡区域的边缘柔化或反混叠 (Anti-aliasing), 而介质传播函数为场景辐射 (Scene radiance) 的指数衰减因子. 因此, 将图像抠图算法用于介质传播函数的细化并不合理. 并且, 在所用的代价函数中, 数据项起着很小的作用. 但若提高正则参数的取值, 则景深突变边缘处的颜色易产生过冲失真 (Overshoot distortion).

Kratz 等^[16] 假设场景反照率和景深是统计独立的, 并可用正则概率先验对它们建模. 场景反照率的梯度建模为幂函数重尾分布先验 (Heavy-tail prior), 而景深先验取决于特定场景, 根据自然场景特征建模为 δ 分段常值函数或者高斯平滑函数. 通过求解一个最大后验概率 (Maximum a posteriori, MAP) 估计问题, 从而联合估计出场景反照率和景深. 该算法需根据特定图像选取景深先验模型, 且根据经验给定先验模型中的参数.

Tarel 等^[17] 假设大气耗散函数在可行域中逼近最大值, 且局部变化平缓, 提出了一种快速图像去雾算法. 该算法利用中值滤波的变形形式估计大气耗散函数. 但是, 中值滤波并非好的边缘保持滤波器, 不恰当的参数设置易引入 Halo 效应. 此外, 该算法参数较多, 不易调整.

2 本文的算法

本文在快速双边滤波方法的基础上, 提出了一种快速单幅图像去雾算法. 本文的算法可分为 3 个步骤: 1) 估计天空亮度, 并对大气光照进行白平衡, 从而简化大气散射模型; 2) 利用快速双边滤波估计大气耗散函数; 3) 求解简化的大气散射模型, 恢复场景反照率.

2.1 大气散射模型的简化

2.1.1 天空亮度的估计

直接用最亮像素值估计天空亮度 A ^[8] 易受到高亮噪声或白色物体的影响. 文献 [15] 先分别对各颜色分量进行灰度腐蚀操作, 再取颜色分量之间的最小值, 从中选取 0.1% 最亮的像素, 用对应原图像中的最大像素值估计天空亮度 A . 为了滤除图像中白色物体对估计天空亮度的影响, 结构元素的尺寸应大于图像中白色物体的尺寸. 但是, 若图像中的天空区域也小于结构元素的尺寸, 则将错误地滤除天空区域. 如图 7 所示的后两幅自然场景图像, 仅可从树枝之间看到天空, 图像中天空区域的面积较小, 因此, 较大的尺寸容易将天空区域完全腐蚀.

显而易见, 天空区域具有 3 个特性: 1) 亮度较高; 2) 灰度平坦; 3) 位置偏上. 本文将满足以上 3 个特性的像素集合确定为天空区域.

首先, 对彩色图像的最小颜色分量进行最小值滤波, 也称为灰度腐蚀操作, 可表示为

$$I_{\min}(\mathbf{x}) = \min_{\mathbf{y} \in \Omega(\mathbf{x})} \left(\min_{c \in \{R, G, B\}} I(\mathbf{y}) \right) \quad (2)$$

式中, $c \in \{R, G, B\}$ 分别表示 R、G、B 颜色通道; $\Omega(\mathbf{x})$ 表示以像素 \mathbf{x} 为中心的邻域, 其尺寸自适应地与图像宽和高中的最小值成比例, 本文中取 0.025. 然后, 采用 Canny 算子对彩色图像的灰度分量进行边缘检测, 对边缘图像进行分块统计, 计算各图像块中边缘像素数所占的比例, 记为 $N_{\text{edge}}(\mathbf{x})$. 同时满足 $I_{\min}(\mathbf{x}) > T_v$ 且 $N_{\text{edge}}(\mathbf{x}) < T_p$ 的像素集合指定为候选天空区域. 本文设定亮度阈值 T_v 为 $I_{\min}(\mathbf{x})$ 中最大值的 95%, 平坦阈值 T_p 为 0.001. 图 2(a) 为一幅雾天拍摄的图像, 在图 2(b) 中候选天空区域用青色标识.

最后, 对候选天空区域标记连通分量. 利用天空区域位置的先验信息, 选取图像上方的一个连通分量作为天空区域. 在原图像的对应区域中, 将最大像素值确定为天空亮度 A 的估计值.

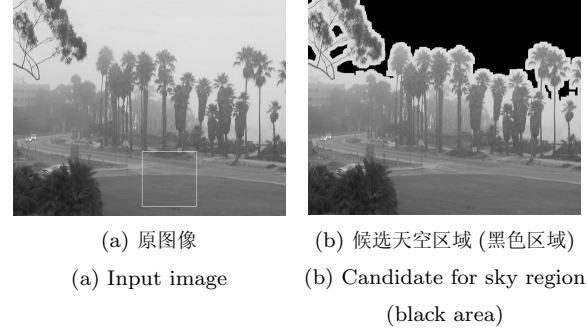


图 2 候选天空区域图示

Fig. 2 Candidates for sky region

2.1.2 白平衡

为了简化式 (1) 的描述, 用介质传播函数 $t(\mathbf{x})$ 表示指数衰减项 $e^{-\beta d(\mathbf{x})}$, 即

$$t(\mathbf{x}) = e^{-\beta d(\mathbf{x})} \quad (3)$$

式中, $0 < t(\mathbf{x}) < 1$. 大气耗散函数定义为

$$V(\mathbf{x}) = 1 - t(\mathbf{x}) \quad (4)$$

显然, $0 < V(\mathbf{x}) < 1$. 大气耗散函数表示环境光对场景成像的附加部分, 它是关于景深 $d(\mathbf{x})$ 的增函数.

WP (White point) 算法, 也称为 Max-RGB 算法, 利用 R、G、B 颜色分量的最大值来估计光照的颜色^[18]. 本文用已估计的天空亮度 A 替换最大值, 从而对大气光照进行白平衡, 即将大气光照的颜色校正到灰度轴方向上. 修改 WP 算法的白平衡处理正好是对图像除以天空亮度 A . 为此, 对式 (1) 两端除以 A , 并将式 (3) 和式 (4) 代入式 (1), 大气散射模型可改写为

$$\frac{I(\mathbf{x})}{A} = \rho(\mathbf{x})t(\mathbf{x}) + V(\mathbf{x}) \quad (5)$$

对于图像中亮度高于天空亮度的区域, 则对应 $I(\mathbf{x})/A > 1$. 为了下一节估计大气耗散函数的目的, 将白平衡校正的图像 $I(\mathbf{x})/A$ 限制在 $[0, 1]$ 范围内, 用 $I'(\mathbf{x})$ 表示为

$$I'(\mathbf{x}) = \min \left(\frac{I(\mathbf{x})}{A}, 1 \right) \quad (6)$$

进而, 大气散射模型可简化为

$$I'(\mathbf{x}) = \rho(\mathbf{x})t(\mathbf{x}) + V(\mathbf{x}) \quad (7)$$

在 $I'(\mathbf{x})$ 中, 天空亮度 A 校正为白色 $(1, 1, 1)^T$.

2.2 大气耗散函数的估计

2.2.1 粗估计

由于雾、霾的存在,随着场景到成像设备的距离增大,环境光对成像的作用逐渐增加.从视觉效果来看,图像中雾的浓度逐渐增强,图像的亮度逐渐增大.因此,图像亮度是场景景深的依据.

根据式(7)表示的物理模型可知,大气耗散函数 $V(\mathbf{x})$ 受两个条件的约束: 1) $V(\mathbf{x}) \geq 0$, 即 $V(\mathbf{x})$ 为正值; 2) $V(\mathbf{x}) \leq I'(\mathbf{x})$, 即 $V(\mathbf{x})$ 不大于 $I'(\mathbf{x})$ 的最小颜色分量. 本文假设恢复后的对比度被尽可能地提高,且非景深突变的边缘处,景深平缓变化^[17],通过由粗到细的两步估计大气耗散函数.第1步,用 $I'(\mathbf{x})$ 的最小颜色分量对大气耗散函数进行粗估计,即

$$\tilde{V}(\mathbf{x}) = \min_{c \in \{R, G, B\}} I'(\mathbf{x}) \quad (8)$$

这基本上与文献[15]的观点保持一致,即在雾、霾天气条件下零反照率(全吸收)颜色波段成像的灰度值主要是环境光的贡献.图4(a)为图2(a)中大气耗散函数的粗估计结果.

2.2.2 基于快速双边滤波的细化操作

由于大气耗散函数仅是关于景深 $d(\mathbf{x})$ 的函数,而与反照率 $\rho(\mathbf{x})$ 无关.第2步,对大气耗散函数的粗估计 $\tilde{V}(\mathbf{x})$ 进行区域平滑操作,保持景深突变的边缘细节,这可以看作一个滤波问题.

He等^[15]估计介质传播函数的第1步实际上等效于对 $\tilde{V}(\mathbf{x})$ 进行最小值滤波,但是,单一的最小值滤波会产生 Halo 效应和块效应.第2步借助图像抠图算法对介质传播函数进行细化操作. Tarel等^[17]本质上是对 $\tilde{V}(\mathbf{x})$ 进行中值滤波来估计大气耗散函

数.这两种方法的问题见第1节中的描述.为此,本文提出利用快速双边滤波方法来估计大气耗散函数 $V(\mathbf{x})$.

Tomasi等^[19]于1998年提出了双边滤波的理论.双边滤波是一种边缘保持的非迭代平滑滤波方法.它的权重由空域(Spatial domain) \mathcal{S} 和值域(Range domain) \mathcal{R} 平滑函数的乘积给出.随着与中心像素的距离以及灰度差值的增大,邻域像素的权重逐渐减小.本文使用高斯型双边滤波,即空域和值域平滑函数均是高斯函数.对于大气耗散函数的粗估计 $\tilde{V}(\mathbf{x})$,利用高斯型双边滤波进行细化操作,可表示为

$$V(\mathbf{x}) = \frac{1}{W^b} \sum_{\mathbf{y} \in \mathcal{S}} G_{\sigma_s}(\|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|) G_{\sigma_r}(|\tilde{V}(\mathbf{x}) - \tilde{V}(\mathbf{y})|) \tilde{V}(\mathbf{y}) \quad (9)$$

其中, W^b 为归一化系数

$$W^b = \sum_{\mathbf{y} \in \mathcal{S}} G_{\sigma_s}(\|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|) G_{\sigma_r}(|\tilde{V}(\mathbf{x}) - \tilde{V}(\mathbf{y})|) \quad (10)$$

式中, G_{σ_s} 和 G_{σ_r} 为高斯函数, σ_s 为空域高斯模板的尺寸, σ_r 为值域高斯函数的尺度.如图3所示,图3(a)为图2(a)中图像块(白色方框)的三维网格图,图3(b)和图3(c)分别为中心像素的空域滤波器 G_{σ_s} 的权重和双边滤波器 $G_{\sigma_s} \times G_{\sigma_r}$ 的权重.对于与中心像素距离相近且灰度差值较小的像素,双边滤波赋予较大的权重;而对于距离相近但灰度差值较大的像素,赋予较小的权重.因此,双边滤波可以很好地保持图像边缘,从而有效地抑制了恢复结果中由于景深突变而在边缘处引入的 Halo 效应.

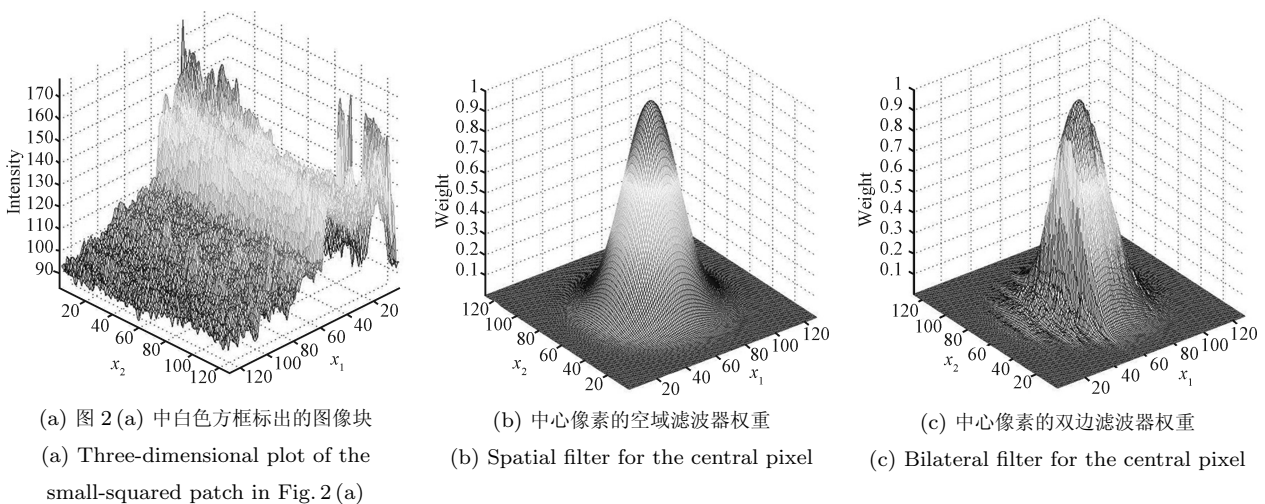


图3 双边滤波示意图

Fig. 3 Bilateral filtering

由于双边滤波是一种非线性滤波, 空域卷积的快速算法已不再适用. 根据式 (9) 直接计算双边滤波的时间开销很大. 因此, 最近提出了快速双边滤波算法^[20-21], 探索双边滤波的近似算法, 它们在速度上有很大的提高, 而在精度上仅有微小的下降. Paris 等^[21] 在信号处理理论的基础上, 提出了一种快速近似计算, 并分析了数值逼近精度. 该算法将双边滤波表示为三维乘积空间 $\mathcal{S} \times \mathcal{R}$ 中线性移不变卷积, 在降采样的高维空间执行低通滤波, 最后线性插值到初始分辨率, 获得最终的双边滤波结果.

本文利用文献 [21] 的快速双边滤波算法估计大气耗散函数 $V(\mathbf{x})$. 进一步, 根据式 (4) 计算介质传播函数 $t(\mathbf{x})$ 为

$$t(\mathbf{x}) = 1 - V(\mathbf{x}) \quad (11)$$

图 4(b) 显示了图 2(a) 的介质传播函数.



(a) 大气耗散函数的粗估计 (b) 介质传播函数
(a) Coarser atmospheric veil (b) Medium transmission

图 4 大气耗散函数的粗估计与介质传播函数图示

Fig. 4 Coarser atmospheric veil and corresponding medium transmission

2.3 场景反照率的恢复

利用已估计的大气耗散函数 $V(\mathbf{x})$ 和介质传播函数 $t(\mathbf{x})$, 依据式 (7) 来解出场景反照率 $\rho(\mathbf{x})$. 由式 (8) 可知, 图像 $I'(\mathbf{x})$ 与大气耗散函数 $V(\mathbf{x})$ 的差值极可能接近 0. 与此同时, 天空位于无穷远处, 其介质传播函数 $t(\mathbf{x})$ 趋于 0. 在这种情形下, 直接恢复场景反照率将导致天空区域的颜色发生严重失真. 为了避免 0/0 型 (或者非常小的两数相除) 的不确定值, 本文引入因子 κ ($0 < \kappa < 1$), 场景反照率 $\rho(\mathbf{x})$ 由下式计算:

$$\rho(\mathbf{x}) = \frac{I'(\mathbf{x}) - \kappa V(\mathbf{x})}{t(\mathbf{x})} \quad (12)$$

式中, κ 的引入强制恢复结果中的天空区域为白色. 由于平坦的天空区域因图像压缩、镜头光学结构、传感器性能、彩色插值算法等诸多降质因素而产生伪轮廓. 因此, 为了达到最优的显示效果, 图像中天空区域所占的比例越大, κ 的取值应越小. 在本文中, κ 简单地取值为 0.95.

最后, 截断 $[0, 1]$ 范围以外的值, 而无需文献 [17] 中动态范围压缩或文献 [15] 中曝光量 (Exposure) 增加等后处理过程.

3 实验比较与分析

3.1 算法复杂度分析

设一幅图像的尺寸为 $s_x \times s_y$, 在文献 [21] 中, 快速双边滤波算法的时间复杂度可达到 $O(s_x s_y)$, 而本文中其他步骤均为简单操作. 因此, 本文算法的时间复杂度也为 $O(s_x s_y)$. 可见, 这仅是图像像素数的线性函数, 因而具有很高的执行效率.

Tarel 算法的 Matlab 代码参见网站 <http://perso.lpc.fr/tarel.jean-philippe/publis/icc09.html>, 其时间复杂度为 $O(s_x s_y s_v^2 \ln s_v)$, 其中, s_v 为中值滤波的模板尺寸. 在 Tarel 算法中, 中值滤波的模板尺寸一般取值较大, 如图 5 中下图为原文中的图例, s_v 的取值为 61.

3.2 实验结果

为了验证所提出算法的性能, 本文将与 Tarel 算法进行比较, 并给出在更多户外场景的雾霾图像上的复原结果. 如图 5 所示, (a) 列为原图像, (b) 列为 Tarel 算法的结果, 参数为 $p = 0.95$, $s_v = 61$, (c) 列为本文算法的结果. 从图 5 中可以看出, Tarel 算法处理的图像颜色显得过饱和 (注意图 5 中的草地和天空区域), 且在景深突变的边界易产生 Halo 效应 (注意图 5 中树木和天空区域的交界处). 本文的算法更好地再现了场景的真实颜色, 且有效地降低了 Halo 效应.

本文的算法应用于大量户外场景的雾霾图像上取得了较好的去雾效果. 图 6 和图 7 分别给出了部分城市场景和自然场景的实验结果. (a) 列为原图像, (b) 列为介质传播函数, (c) 列为最终恢复的场景反照率. 从图 6 和图 7 中可以看出, 本文的算法有效地去除了图像中雾霾的作用, 再现了场景的对比度和颜色, 从而在很大程度上提高了图像的视见度.

4 结论

本文提出了一种新的基于双边滤波方法的大气耗散函数估计方案. 本文的算法从单幅图像出发, 自动地恢复场景反照率, 无需任何场景的附加信息. 通过分析得出本文算法的时间复杂度仅是图像像素数的线性函数, 处理速度快. 最后, 在大量雾霾图像上的实验结果验证了本文算法的有效性. 与现有的大多数算法存在的共同问题是, 本文的算法对白色物体的恢复效果不太理想.

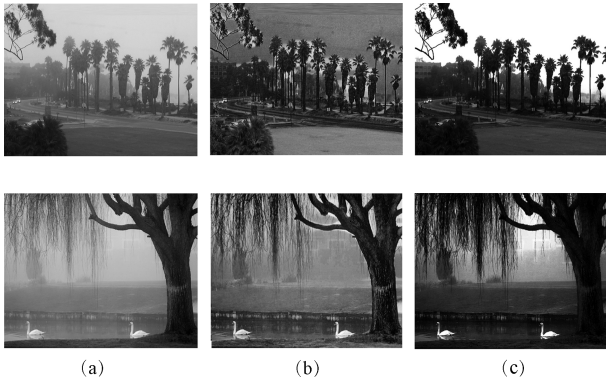


图 5 本文算法与 Tarel 算法的实验结果比较 ((a) 原图像; (b) Tarel 算法的结果; (c) 本文算法的结果)

Fig. 5 Comparison with Tarel's work ((a) Input images; (b) Tarel's results; (c) Our results)

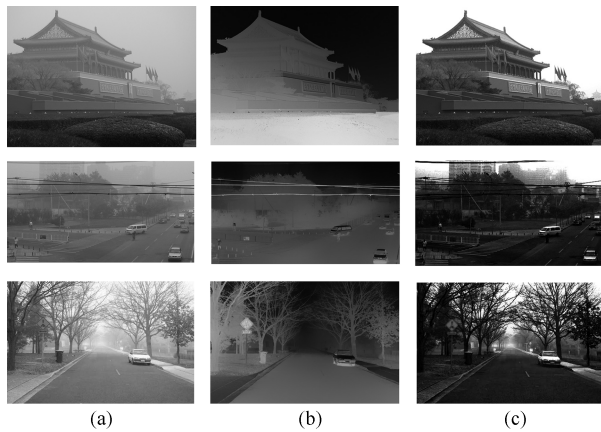


图 6 城市场景去雾结果 ((a) 原图像; (b) 介质传播函数; (c) 场景反照率)

Fig. 6 Fog removal results in urban scenes ((a) Input images; (b) Transmission maps; (c) Unveiled images)

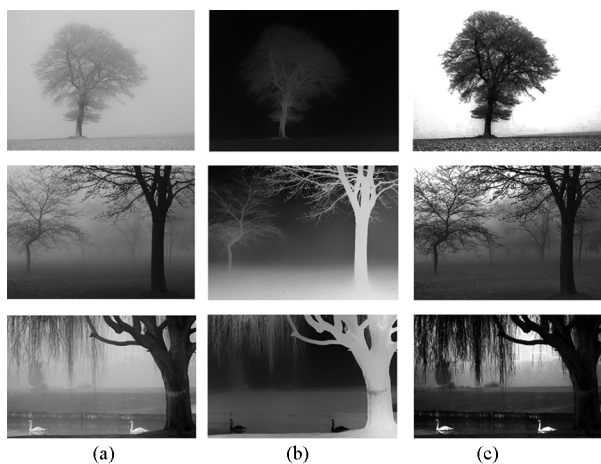


图 7 自然场景去雾结果 ((a) 原图像; (b) 介质传播函数; (c) 场景反照率)

Fig. 7 Fog removal results in natural scenes ((a) Input images; (b) Transmission maps; (c) Unveiled images)

致谢

感谢 Tarel 和 Hauti 提供了所提出算法的 Matlab 源代码。

References

- 1 Nayar S K, Narasimhan S G. Vision in bad weather. In: Proceedings of the 7th IEEE International Conference on Computer Vision. Kerkyra, Greece: IEEE, 1999. 820–827
- 2 Narasimhan S G, Nayar S K. Chromatic framework for vision in bad weather. In: Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE, 2000. 598–605
- 3 Narasimhan S G, Nayar S K. Vision and the atmosphere. *International Journal of Computer Vision*, 2002, **48**(3): 233–254
- 4 Narasimhan S G, Nayar S K. Removing weather effects from monochrome images. In: Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE, 2001. 186–193
- 5 Narasimhan S G, Nayar S K. Contrast restoration of weather degraded images. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, **25**(6): 713–724
- 6 Schechner Y Y, Narasimhan S G, Nayar S K. Instant de-hazing of images using polarization. In: Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE, 2001. 325–332
- 7 Schechner Y Y, Narasimhan S G, Nayar S K. Polarization-based vision through haze. *Applied Optics*, 2003, **42**(3): 511–525
- 8 Namer E, Schechner Y Y. Advanced visibility improvement based on polarization filtered images. In: Proceedings of the Polarization Science and Remote Sensing II. San Diego, USA: SPIE, 2005. 36–45
- 9 Shwartz S, Namer E, Schechner Y Y. Blind haze separation. In: Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE, 2006. 1984–1991
- 10 Oakley J P, Satherley B L. Improving image quality in poor visibility conditions using a physical model for contrast degradation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1998, **7**(2): 167–179
- 11 Tan K, Oakley P J. Physics-based approach to color image enhancement in poor visibility conditions. *Optical Society of America*, 2001, **18**(10): 2460–2467
- 12 Narasimhan S G, Nayar S K. Interactive (de) weathering of an image using physical models. In: Proceedings of the ICCV Workshop on Color and Photometric Methods in Computer Vision. Nice, France: IEEE, 2003. 1387–1394
- 13 Tan R T. Visibility in bad weather from a single image. In: Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Anchorage, USA: IEEE, 2008. 1–8

- 14 Fattal R. Single image dehazing. *ACM Transactions on Graphics*, 2008, **27**(3): 1–9
- 15 He K M, Sun J, Tang X O. Single image haze removal using dark channel prior. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Miami, USA: IEEE*, 2009. 1956–1963
- 16 Kratz L, Nishino K. Factorizing scene albedo and depth from a single foggy image. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, Kyoto, Japan: IEEE*, 2009. 1701–1708
- 17 Tarel J P, Hautiere N. Fast visibility restoration from a single color or gray level image. In: *Proceedings of the 12th IEEE International Conference on Computer Vision Kyoto, Japan: IEEE*, 2009. 2201–2208
- 18 Cardei V, Funt B, Barnard K. White point estimation for uncalibrated images. In: *Proceedings of the 7th IS and T/SID Color Imaging Conference: Color Science, Systems and Applications, Scottsdale, USA: Society for Imaging Science and Technology*, 1999. 97–100
- 19 Tomasi C, Manduchi R. Bilateral filtering for gray and color images. In: *Proceedings of the 6th International Conference on Computer Vision Bombay, India: IEEE*, 1998. 839–846
- 20 Yang Q X, Tan K H, Ahuja N. Real-time $O(1)$ bilateral filtering. In: *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Miami, USA: IEEE*, 2009. 557–564
- 21 Paris S, Durand F. A fast approximation of the bilateral filter using a signal processing approach. *International Journal of Computer Vision*, 2009, **81**(1): 24–52



禹晶 清华大学电子工程系博士研究生. 主要研究方向为模式识别与图像处理. 本文通信作者.

E-mail: j-yu08@mails.tsinghua.edu.cn

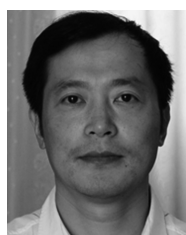
(**YU Jing** Ph.D. candidate in the Department of Electronic Engineering, Tsinghua University. Her research interest covers pattern recognition and image processing. Corresponding author of this paper.)



李大鹏 北京工业大学计算机学院硕士研究生. 主要研究方向为模式识别与图像处理.

E-mail: lidapeng@emails.bjut.edu.cn

(**LI Da-Peng** Master student at the College of Computer Science and Technology, Beijing University of Technology. His research interest covers pattern recognition and image processing.)



廖庆敏 清华大学教授. 1994 年获得法国 Rennes 大学信号处理与通信博士学位. 主要研究方向为图像和视频处理与分析、计算机视觉及其应用.

E-mail: liaoqm@sz.tsinghua.edu.cn

(**LIAO Qing-Min** Professor at Tsinghua University. He received his Ph.D. degree in signal processing and telecommunications from University of Rennes, France, in 1994. His research interest covers image/video analysis, computer vision and its applications.)