# 基于改进暗通道和导向滤波的单幅图像去雾算法

陈书贞1 任占广1 练秋生1

**摘 要** 针对单幅雾霾图像中包含的大面积天空或白色物体等区域暗通道先验失效和导向滤波去雾方法去雾不彻底的问题, 提出了一种基于改进暗通道和导向滤波的单幅图像去雾算法. 首先基于暗通道引入了混合暗通道, 然后对混合暗通道进行映 射处理, 从而得到大气耗散函数粗估计值; 利用导向滤波方法优化大气耗散函数粗估计值, 进而求解环境光值和初始传输图; 利用全变差正则化方法对初始传输图进行优化, 以解决其平滑性较差的问题. 实验结果表明, 本文算法得到的去雾图像具有较 高的清晰度, 对于大面积天空或白色物体区域也能实现良好的去雾效果.

关键词 图像去雾,暗通道先验,导向滤波,全变差

**引用格式** 陈书贞, 任占广, 练秋生. 基于改进暗通道和导向滤波的单幅图像去雾算法. 自动化学报, 2016, **42**(3): 455-465 **DOI** 10.16383/j.aas.2016.c150212

# Single Image Dehazing Algorithm Based on Improved Dark Channel Prior and Guided Filter

CHEN Shu-Zhen<sup>1</sup> REN Zhan-Guang<sup>1</sup> LIAN Qiu-Sheng<sup>1</sup>

Abstract To tackle the problem that dark channel prior is invalid for large sky or bright objects regions of single hazy image and the problem that some hazes cannot be removed using guided filter, we propose a single image dehazing algorithm based on improved dark channel prior and guided filter. Firstly, we introduce a mixed dark channel based on dark channel. The coarser estimate of atmosphere veil is obtained after a map processing on the mixed dark channel. Then guided filter is utilized to optimize the coarser atmosphere veil. An initial transmission map can be obtained after getting more accurate atmospheric light with the optimized atmosphere veil. Finally, the total variation regularization method is utilized to address the problem of poor smoothness of the initial transmission map. Experimental results show that the recovered haze-free image with the proposed method has better sharpness, even for large sky or bright objects regions.

Key words Image dehazing, dark channel prior, guided filter, total variation

Citation Chen Shu-Zhen, Ren Zhan-Guang, Lian Qiu-Sheng. Single image dehazing algorithm based on improved dark channel prior and guided filter. Acta Automatica Sinica, 2016, 42(3): 455-465

悬浮在大气中的烟、灰尘等物质形成的雾霾,会 对个人户外拍照和计算机视觉应用方面造成极大地 影响.因此,如何实现高质量的图像去雾,对于图像 处理和计算机视觉应用具有非常重要的现实意义. 目前,图像去雾已经得到了广泛的研究和应用.

通用的基于大气散射模型的去雾方法大致分为 两类:多幅图像去雾和单幅图像去雾.多幅图像去雾 方法常利用同一场景不同天气下的多幅图像<sup>[1-3]</sup>或 不同偏振程度的多幅图像<sup>[4-5]</sup>,得到多个参照条件, 以实现去雾.由于多幅图像去雾需要同一场景下的 多幅图像,其在实际应用中受到了限制.

近年来, 单幅图像去雾方法受到了很多学者 的关注[6-8],这些方法通过采用单幅图像中包含的 先验信息或提出一些合理的假设,实现图像去雾. Tan<sup>[6]</sup> 通过最大化局部对比度的方法实现去雾, 该 方法恢复出的场景图颜色易趋于过饱和, 且场景复 原不是建立在特定的物理模型上. Fattal<sup>[7]</sup> 通过 假设物体表面反射率 (Surface shading) 和传输值 (Transmission) 局部统计不相关,利用独立成分分 析 (Independent component analysis, ICA) 估计 场景反射率. 由于该方法是基于输入数据的统计特 性的,这个统计特性对于浓雾和低信噪比情况将会 失效. He 等<sup>[8]</sup> 首次提出了暗通道先验去雾方法并 实现了良好的去雾效果,由于该方法对传输图进行 优化时采用的软抠图 (Soft image matting) 算法会 消耗很大的内存导致处理速度比较慢,不能实现图 像的实时处理.为了解决 He 等方法中的问题,先后

收稿日期 2015-04-20 录用日期 2015-11-02

Manuscript received April 20, 2015; accepted November 2, 2015 国家自然科学基金 (61471313), 河北省自然科学基金 (F2014203076) 资助

Supported by National Natural Science Foundation of China (61471313) and Natural Science Foundation of Hebei Province (F2014203076)

本文责任编委 刘跃虎

Recommended by Associate Editor LIU Yue-Hu

<sup>1.</sup> 燕山大学信息科学与工程学院 秦皇岛 066004

<sup>1.</sup> School of Information Science and Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066004

出现了大量的基于暗通道先验知识的单幅图像去雾 相关的论文<sup>[9]</sup>.

为了实现快速去雾, 文献 [10-12] 采用导向滤 波 (Guided filter) 方法代替软抠图算法优化传输图, 该方法易出现去雾不彻底现象. Tarel 等<sup>[13]</sup> 对图像 进行白平衡后,采用中值滤波的变形形式估计大气 耗散函数,该方法易产生 Halo 效应.因此后续又 出现了采用快速双边滤波[14] 和数字全变差滤波[15] 估计大气耗散函数、结合双区域滤波和图像融合的 去雾算法<sup>[16]</sup>, 以及基于暗通道先验和 Retinex 理论 的快速图像去雾算法[17] 等, 以提升算法性能. 此外 Tang 等<sup>[18]</sup> 在基于随机森林 (Random forest) 的回 归框架下,研究了雾霾图像与雾相关的多个特征,提 出了一种基于学习的去雾算法. Wang 等<sup>[19]</sup> 采用马 尔科夫随机场 (Markov random field) 混合多层色 度先验的细节,提出了一种多尺度深度融合去雾方 法,这些方法给图像去雾带来了新的思路,但得到的 去雾图像易包含噪声,细节信息不明显.此外多数方 法对于包含大面积天空或白色物体的雾霾图像去雾 效果较差.

本文提出了一种基于改进暗通道和导向滤波的 单幅图像去雾算法.通过求解大气耗散函数的粗估 计,利用导向滤波对其优化以得到环境光值和初始 传输图,并利用全变差正则化 (Total variation regularization) 方法对传输图进行优化以解决其平滑 性较差的问题.实验结果表明,该方法既能实现良好 的普通雾霾图像去雾,又能改善不满足暗通道先验 的包含大面积天空或白色物体的雾霾图像的去雾性 能,从而扩大了应用暗通道先验知识实现图像去雾 的范围.

#### 1 暗通道先验去雾算法

在计算机视觉和计算机绘图领域,用于描述雾、 霾环境下,大气散射模型的成像方程为<sup>[3]</sup>

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

式中, I 为雾霾图像, A 为整体环境光 (Global atmospheric light), 通常情况下假设为全局常量, 而与局 部位置 x 无关, J 为无雾图像或场景反射 (Scene radiance), t 为媒介传输图 (Medium transmission) 或 透射率, 即传输图, 其随图像深度值呈指数衰减. 上 式右面第 1 项称作直接衰减 (Direct attenuation), 第 2 项称作大气光 (Airlight).

He 等<sup>[8]</sup> 基于对大量无雾图像的统计观察发现, 对于自然图像非天空部分的局部区域里的某些像素 点,至少有一个颜色通道的亮度值很低以致趋于 0. 基于此,他提出了暗通道先验模型,即对于任意一幅 自然无雾图像 J,其暗通道满足

$$J^{\text{dark}}(x) = \min_{y \in \Omega(x)} (\min_{c \in \{r,g,b\}} J^c(y)) \to 0 \qquad (2)$$

式中,  $J^{c}(y)$  为 J(y) 的某一 R、G、B 颜色通道,  $\Omega(x)$  是以像素点为中心的邻域. 假设在  $\Omega(x)$  邻域 内传输值为常数, 记为  $\tilde{t}(x)$ , 对式 (1) 变形并对两边 进行最小化运算得到

$$\min_{y \in \Omega(x)} \left( \min_{c \in \{r,g,b\}} \frac{I^c(y)}{A^c} \right) = (1 - \tilde{t}(x)) + \\
\min_{y \in \Omega(x)} \left( \min_{c \in \{r,g,b\}} \frac{J^c(y)}{A^c} \right) \tilde{t}(x)$$
(3)

若环境光值 A 为已知常量, 将式 (2) 代入式 (3) 可粗略估计出传输值, 如式 (4) 所示.

$$\tilde{t}(x) = 1 - \min_{y \in \Omega(x)} \left( \min_{c \in \{r,g,b\}} \frac{I^c(y)}{A^c} \right)$$
(4)

若直接将上式代入式 (1) 进行反演去雾的话,去 雾图像会出现明显的 Halo 效应和块效应,因此 He 等采用软抠图算法对传输图进行优化.本文假设式 (4) 中环境光值在每个颜色通道中的值相等,取其平 均值 A 来表示,则式 (4) 可进一步表示为

$$\tilde{t}(x) = 1 - \frac{1}{\overline{A}} \min_{y \in \Omega(x)} \left( \min_{c \in \{r,g,b\}} I^c(y) \right) = 1 - \frac{I^{\text{dark}}(x)}{\overline{A}}$$
(5)

式中, *I*<sup>dark</sup> 即为雾霾图像暗通道, 其值大小与雾的浓度成正相关. 此外, 由大气耗散函数的定义式<sup>[13]</sup>

$$V(x) = A(1 - t(x))$$
 (6)

可知 *I*<sup>dark</sup> 即为大气耗散函数的粗估计,则传输图的 优化问题和大气耗散函数的优化问题是等价的.利 用优化后的传输图 *t*(*x*),去雾图像 *J* 可表示为

$$J(x) = \frac{I(x) - \overline{A}}{\max(t(x), t')} + \overline{A}$$
(7)

式中, t' 是为防止分母为 0 而设的一个下限值, 本文 取为 0.05.

#### 2 本文算法

导向滤波单幅图像去雾方法可以实现快速去雾, 但该方法得到的去雾图像易产生颜色过饱和或去雾 不彻底现象,此外同多数基于暗通道先验的去雾方 法一样,该方法对于天空或白色物体等区域恢复效 果不理想.为了解决上述问题,本文首先基于暗通道 引入了混合暗通道,并将其较亮的区域进行映射处 理,得到大气耗散函数粗估计,然后利用导向滤波方 法估计大气耗散函数,进而估计环境光值和初始传 输图. 然而该方法得到的传输图平滑性较差导致去 雾图像细节信息不明显, 为此本文采用全变差正则 化方法优化初始传输图.

## 2.1 大气耗散函数的估计

#### 2.1.1 大气耗散函数粗估计

计算雾霾图像暗通道时的一个重要参数为邻域的尺寸. 邻域尺寸越大, 暗通道边缘信息越不精确, 从而去雾图像中的 Halo 效应越严重; 邻域尺寸越 小, 暗通道边缘信息越精确, 但易造成去雾图像颜色 过饱和或暗沉现象<sup>[11,20]</sup>; 当对雾霾图像按像素点取 其 R、G、B 颜色通道中的最小值时, 可以消除去雾 图像中的 Halo 效应, 同时颜色过饱和或暗沉现象最 严重.

基于以上分析,本文首先将雾霾图像分为近景 区域和远景区域,由于雾霾图像近景区域近似为无 雾图像,其暗通道值较小;远景区域为有雾图像,其 暗通道值较大,则可以根据雾霾图像的暗通道,引入 一个阈值*T*,当雾霾图像的暗通道值小于*T*时,将其 判定为图像的近景区域,否则为远景区域.然后定义 了最小值通道:对雾霾图像按像素点取其 R、G、B 颜色通道中的最小值.本文对雾霾图像的近景区域 计算最小值通道,对其远景区域计算暗通道,为了表 述方便,本文将这种方式获得的图像称为混合暗通 道.则本文得到的混合暗通道 *Ĩ*<sup>dark</sup> 即为近景区域最 小值通道 *I*<sup>mine</sup> 和远景区域暗通道 *I*<sup>darkd</sup> 之和 (本文 邻域尺寸取为 10 × 10).

图 1 (b)、图 1 (c) 和图 1 (d) 显示了传统暗通道 和混合暗通道以及不同 T 值时混合暗通道的对比. T = 0 时,为传统暗通道<sup>[8]</sup> (图 1 (b));随着 T 值逐 渐增大,图像近景区域面积逐渐增大,其混合暗通道 边缘信息越精确 (比较图 1 (c) 和图 1 (d)),从而可 以减弱甚至消除去雾图像景深突变处易出现的去雾 不彻底现象 (比较图 1 (h) 和图 1 (i));但 T 值逐渐 增大时,对于景深平缓变化的雾霾图像,易引起去雾 图像近景区域出现颜色过饱和或暗沉现象.

由此可知,阈值越小,越有利于景深平缓变化的 雾霾图像的混合暗通道更合理地分布;阈值越大,越 有利于景深存在突变的雾霾图像的混合暗通道更合 理地分布.本文阈值 T 默认取为 25.

此外,雾霾图像大面积天空或白色物体区域相 应的暗通道比临近同深度区域偏大导致去雾图像相 应区域出现严重的失真<sup>[12]</sup>,且天空或白色物体区域 亮度值越大,相应的暗通道偏差越大.为了解决这个 问题,本文假设普通浓雾霾图像混合暗通道亮度值 的最大值小于 L,将 (L~255) 区间段三等分,每个 区间段长度为 c,将混合暗通道处在不同区间段的值 作不同程度的衰减,建立如式 (8) 所示的分段式映 射方程,以减小天空或白色物体区域相应混合暗通 道的误差.

$$\tilde{V}(x) = \int (\tilde{I}^{\text{dark}})^{\text{dark}}$$

$$\begin{cases} (\tilde{I}^{\text{dark}}(x))^{0.95}, & L+2c < \tilde{I}^{\text{dark}}(x) \le 255\\ (\tilde{I}^{\text{dark}}(x))^{0.97}, & L+c < \tilde{I}^{\text{dark}}(x) \le L+2c\\ (\tilde{I}^{\text{dark}}(x))^{0.98}, & L < \tilde{I}^{\text{dark}}(x) \le L+c\\ \tilde{I}^{\text{dark}}(x), & 0 \le \tilde{I}^{\text{dark}}(x) \le L \end{cases}$$

$$(8)$$

式中, c = (255 - L)/3.

为了尽可能保证普通浓雾霾图像的混合暗通道 不受影响,本文L值默认取为200.图2显示了利用 映射方程对混合暗通道改进前后去雾效果对比,对 于包含大面积天空或白色物体的雾霾图像,映射前, 天空或白色物体区域相应的混合暗通道比临近同深 度区域亮度值偏大而出现了严重的误差,造成去雾 图像(图2(d))天空区域出现了失真现象;映射后, 天空或白色物体区域相应的混合暗通道亮度值得到 了矫正(图2(c)),去雾图像(图2(e))天空区域得到 了改善.

需要指出的是,本文指定的T和L的默认值对 于多数雾霾图像都是适用的,然而对于某些图像来 说, T 和 L 取默认值时会偏大或偏小. 这些图像主 要包括两类:不包含天空或大面积白色物体、亮度 值很大的普通浓雾霾图像和包含天空、亮度值比较 小的薄雾霾图像. 对于前一类图像 (图 3(a)), 由于 混合暗通道与雾的浓度成正相关,映射前,雾最浓的 远景区域混合暗通道值最大, 当该区域混合暗通道 的最大值大于 L 时, 经过映射后, 该区域的混合暗 通道值因减小而引入误差(图3(b)),造成去雾图像 (图 3(d)) 远景区域出现去雾不彻底现象, 此时可通 过增大L值,减弱甚至消除该现象(图3(e)).然而 对于后一类图像(图3(f)),天空区域相应的混合暗 通道偏大<sup>[12]</sup>, 而其最大值又小于 L, 经过映射后, 该 区域对应的混合暗通道值(图3(g))仍然存在较大 误差,造成去雾图像(图3(i))天空区域出现失真现 象,此时可通过减小L值,减弱甚至消除该现象(图 3(j)),同时正如前文指出,对于景深平缓变化的近景 区域,由于阈值 T 的影响,造成去雾图像相应区域 (图 3 (i) 方框区域) 出现暗沉现象, 此时可通过减小 T 值, 减弱甚至消除该现象 (图 3 (i) 方框区域).

由此可知, *L* 值越小, 越有利于包含天空、亮度 值比较小的薄雾霾图像的混合暗通道更合理地分布; *L* 值越大, 越有利于不包含天空或大面积白色物体、 亮度值很大的普通浓雾霾图像的混合暗通道更合理 地分布.

综上所述,当 T 和 L 取默认值时,对于去雾图 像景深突变处出现的去雾不彻底现象,可以通过增 大 T 值,减弱甚至消除该现象;对于去雾图像景深平



(j) 图像 (a) 中 局部内容 (j) Local hazy image (a)

(k)图像 (e)左上侧

方框中的内容 (k) Contents in the above-left box of (e)

(l) 图像 (f) 左上侧 方框中的内容 (1) Contents in the above-left box of (f)



(o)图像 (h) 右上侧 方框中的内容 (o) Contents in the above-right box of (h)



(m)图像 (g) 左上侧

方框中的内容

(m) Contents in the

above-left box of (g)

(p)图像(i)右上侧 方框中的内容 (p) Contents in the above-right box of (i)



(n) 图像 (i) 左上侧 方框中的内容 (n) Contents in the above-left box of (i)

图 1 单幅图像去雾 Fig. 1 Single image dehazing

缓变化的近景区域出现的颜色过饱和或暗沉现象, 可以通过减小T值,减弱甚至消除该现象:对于去 雾图像天空区域出现的失真现象,可以通过减小 L 值,减弱甚至消除该现象;对于去雾图像景深无穷远 处出现的去雾不彻底现象,可以通过增大 L 值,减 弱甚至消除该现象.

此外,式(8)中各区间段混合暗通道的指数衰 减因子经过反复试验得到,本文将式 (8) 输出的  $\tilde{V}$ 作为大气耗散函数的粗估计.

#### 2.1.2 基于导向滤波的优化操作

导向滤波可以平滑图像细节和保持图像的边缘 信息,其最大的特点是计算速度快.因此本文利用导

向滤波方法估计大气耗散函数 V, 引导图采用雾霾 图像最小值通道,记为 D,根据导向滤波局部线性模 型假设,输出图像 V 可表示为

$$V_i = a_k D_i + b_k, \quad \forall i \in \omega_k \tag{9}$$

式中,  $\omega_k$  为引导图 D 中像素点 k 为中心的邻域, 其 窗口半径为 r,  $(a_k, b_k)$  在邻域  $\omega_k$  中为常数. 根据 式 (9), 在局部区域, 输出图像可以捕获与引导图相 似的细节信息,其捕获细节信息的能力与 r 的大小 密切相关<sup>[11]</sup>,本文取为r = 25. 导向滤波法通过最 小化输出图像 V 和输入图像 V 之间的差异来寻求 最优的系数  $(a_k, b_k)$ , 即在邻域  $\omega_k$  中, 最小化式 (10) 所描述的代价函数



$$E(a_k, b_k) = \sum_{i \in \omega_k} \left( \left( a_k D_i + b_k - \tilde{V}_i \right)^2 + \varepsilon a_k^2 \right) \quad (10)$$

式中,  $\varepsilon$  为正则化参数,其对优化结果不敏感,本文 取为  $\varepsilon = 10^{-3}$ .通过最小化式 (10),输出图像 V 整 体上又能保持与输入图像  $\tilde{V}$  的相似性<sup>[11]</sup>.

本文对大气耗散函数进行粗估计,并利用导向 滤波方法对其优化,能够有效提高图像的去雾性能. 与文献 [10-12] 中的导向滤波去雾方法相比,本文 方法得到的大气耗散函数边缘信息更精确(比较图 1(e)和图1(f)),有效解决了导向滤波方法易出现的 去雾不彻底现象(比较图1(g)和图1(i));与多数去 雾方法相比<sup>[8,10-11,14-17]</sup>,有效解决了暗通道先验对 于雾霾图像中包含的大面积天空或白色物体等区域 失效的问题(比较图2(d)和图2(e)的天空区域).

#### 2.2 传输图的初始估计

本文首先利用大气耗散函数 V 估计环境光值

A. 环境光值近似等于雾霾图像最不透明的区域中 亮度值最大的值,根据雾霾图像暗通道大小与雾的 浓度成正相关,可利用暗通道估计环境光值 A<sup>[8]</sup>.但 该方法对于包含大面积天空或白色物体的雾霾图像 将会失效,而暗通道近似为大气耗散函数粗估计,因 此本文可利用大气耗散函数 V 更准确地估计环境光 值,这是由于本文得到的大气耗散函数大面积白色 物体区域对应的值得到减小,这种情况下,大气耗散 函数最亮的区域将有可能不再是大面积白色物体所 对应的区域,而是雾最浓的区域.因此可以将 V 在 大尺寸的邻域中 (本文取为 15 × 15) 取最小值,从中 选取亮度值最大的前 0.1 % 的像素点,用对应雾霾 图像中的最大像素值作为环境光值 A 的估计值.

图 1(j) 为图 1(a) 中的局部内容, 显示了利用 He 等的方法,环境光值为上侧方框区域内最大像 素值, 其值为 A = (218, 223, 226), 因其所在方框区 域对应着白色物体区域而出现了误差,本文方法环 境光值为下侧方框区域内最大像素值,其值为 A = (181,172,175), 而显然下侧方框区域雾的浓度不低 于上侧方框区域, 且避开了白色物体区域, 理论上本 文方法得到的环境光值更准确.同样,图2(a)上图 显示了利用 He 等的方法, 环境光值为左上侧方框区 域内最大像素值, 其值为 A = (251, 251, 251), 该值 所在区域对应着雾霾图像亮度值最大的区域,根据 文献 [8] 中的分析, 该图像太阳光因素不能忽略, 因 此图像亮度值最大区域内的像素值应大于环境光值, 而本文方法得到的环境光值为偏右下侧方框区域内 最大像素值, 其值为 A = (247, 243, 242), 从数值上 可以看出,相比 He 等的方法,本文方法得到的环境 光值误差更小. 大量的实验结果表明: 本文方法得 到的环境光值比 He 等方法的值更准确.

由大气耗散函数 V 和估计出的环境光值 A, 利 用式 (6) 进行反演, 便可近似得到雾霾图像的初始 传输图, 记为 *î*. 该传输图由于平滑性较差会导致去 雾图像细节信息不明显 (图 2 (e)), 因此本文采用全 变差正则化方法对其优化.

#### 2.3 全变差正则化方法优化传输图

全变差正则项首次由 Rudin 等<sup>[21]</sup> 在图像去噪 中使用,由于其可以控制复原图像的光滑程度,并且 具有良好的边缘保持特性,全变差正则化方法广泛 应用于图像处理领域.在图像去雾领域,不同于文献 [15] 将数字全变差滤波器作为自适应滤波器来估算 大气耗散函数,本文将全变差正则项引入到关于传 输图 *t* 的优化问题中,以得到平滑和边缘保持良好 的传输图.

由第 2.2 节中得到的初始传输图  $\hat{t}$  和环境光值 A, 将式 (1) 作为真实传输图的约束条件,可以通过 求解式 (11) 所描述的优化问题寻找最优的传输图 t.

$$\min_{t} TV(t) + \frac{\mu}{2} \|t - \hat{t}\|_{2}^{2} + \frac{\beta}{2} \|I - A - (J - A)t\|_{2}^{2}$$
(11)

式中, 第1项为全变差正则项; 第2项为保真项,  $\mu$ 是平衡第1项和第2项的正则化参数; 第3项为二 次惩罚项,  $\beta$  为惩罚因子.

本文采用交替方向乘子法 (Alternating direction method of multipliers, ADMM)<sup>[22]</sup> 对上式求 解, 令 z = t, 将上式转化为增广拉格朗日的形式

$$\min_{t,z} TV(z) + \frac{\mu}{2} \|t - \hat{t}\|_{2}^{2} + \frac{\beta}{2} \|I - A - (J - A)t\|_{2}^{2} + \frac{\lambda}{2} \|t - z + p\|_{2}^{2}$$
(12)

式中, p 为尺度对偶变量 (Scaled dual variable),  $\lambda > 0$ . 然后采用交替优化方式求解式 (12) 描述的优化问题, 具体步骤包括 (对于第 k 次迭代):

 当去雾图像 J、尺度对偶变量 p 和 z 固定时, 更新传输图 t 的优化问题为

$$\min_{t} \frac{\mu}{2} \|t - \hat{t}\|_{2}^{2} + \frac{\beta}{2} \|I - A - (J^{k-1} - A)t\|_{2}^{2} + \frac{\lambda}{2} \|t - z^{k-1} + p^{k-1}\|_{2}^{2}$$
(13)

为了便于计算,式(13)中 *I*和 *J*采用其灰度值 *I<sup>g</sup>*和 *J<sup>g</sup>*, *A*采用其均值 *Ā*进行计算,对 *t*求偏导数, 并令其为 0 得到:

$$\left[\beta \tilde{J}^{k-1} + (\mu + \lambda)\right] t = \beta \tilde{I}^{k-1} + \mu \hat{t} + \lambda \left(z^{k-1} - p^{k-1}\right)$$
(14)

式中,

$$\tilde{I}^{k-1} = \left[ (J^g)^{k-1} - \bar{A} \right] \left[ (J^g)^{k-1} - \bar{A} \right]$$
(15)

$$\tilde{I}^{k-1} = \left[ (J^g)^{k-1} - \bar{A} \right] \left[ I^g - \bar{A} \right]$$
(16)

从而得到 t 的最优解

$$t^{k} = \frac{\beta \tilde{I}^{k-1} + \mu \hat{t} + \lambda (z^{k-1} - p^{k-1})}{\beta \tilde{J}^{k-1} + (\mu + \lambda)}$$
(17)

式中, 惩罚因子  $\beta$  相比  $\lambda$  不宜选取的过大, 否则会 减弱全变差正则项对传输图 t 的作用, 随着迭代次 数的增加, 本文逐渐减小  $\mu$  值以减弱初始传输图  $\hat{t}$  对寻优过程的作用.

2) 当传输图 t 和尺度对偶变量 p 固定时, 更新

z 的优化问题为

$$z^{k} = \arg\min_{z} \left\{ TV(z) + \frac{\lambda}{2} \left\| t^{k} - z + p^{k-1} \right\|_{2}^{2} \right\}$$
(18)

式中,第2项实际上为保真项, $\lambda$ 为保真项的权重参数,其取值范围通常在 0.01 ~ 0.5 之间.随着迭代次数的增加,本文逐渐增大  $\lambda$  值以增强保真项的作用. 全变差正则项采用各向同性全变差 (Isotropic total variation)形式,即

$$TV(u) = \sum_{i} \sqrt{(\nabla_{x}u)_{i}^{2} + (\nabla_{y}u)_{i}^{2}} \qquad (19)$$

式中, *u* 为任意矩阵. 文中采用 Split Bregman 方 法<sup>[23]</sup> 求解式 (18).

3) 当传输图 t 和 z 固定时, 更新去雾图像 J 和 尺度对偶变量 p 的公式分别为

$$J^{k} = \frac{I - \bar{A}(1 - t^{k})}{\max(t^{k}, t')}$$
(20)

$$p^k = p^{k-1} + t^k - z^k \tag{21}$$

式 (20) 中 t' 的作用及取值与式 (7) 相同.

全变差正则化方法优化传输图过程具体描述如 算法1所示.

算法 1. 传输图优化

输入. 初始传输图  $\hat{t}$ , 初始去雾图  $J^0$ .

**输出.** 传输图 *t<sup>k</sup>*.

步骤 1. 初始化:  $z^0 = 0$ ,  $p^0 = 0$ ,  $\mu = 0.4$ ,  $\lambda = 0.05$ ,  $\beta = 0.1$ , 最大迭代次数为 7.

步骤 2. 固定其他变量,由式 (17) 更新传输图 t<sup>k</sup>.

**步骤 3.** 固定其他变量, 由式 (18) 更新 z<sup>k</sup>.

**步骤 4.** 固定其他变量, 分别由式 (20) 和式 (21) 更新 去雾图像 *J<sup>k</sup>* 和尺度对偶变量 *p<sup>k</sup>*.

**步骤 5.** 若迭代次数 *k* 大于 7, 算法结束; 否则, *k* ← *k* + 1, 转到步骤 2.

在本文仿真实验的迭代过程中,迭代次数 k 对 输出结果的影响不显著,迭代次数越小,迭代输出的 传输图平滑性越差;迭代次数越大,传输图的平滑 性越好,但在边缘处易过于锐化,且会消耗更多的时 间.综合考虑,迭代次数宜分布在 5~10 之间,本文 迭代次数选为 k = 7.此外随着迭代次数的增加,  $\mu$ 值的递减形式为  $\mu^k = \mu^{k-1}/\sqrt{k}$ ,  $\lambda$  值的递增形式为  $\lambda^k = 1.1 \times \lambda^{k-1}$ .

利用优化后的传输图,根据式(7)便可得到去 雾图像,当环境光值 A 比较大时,去雾图像比较暗 淡,为了增加其视觉效果,可以适当增大其曝光量.

图 4 显示了利用全变差正则化方法优化传输图 前后去雾效果对比,可以发现,经过全变差正则化方 法优化后的传输图 (图 4(b)) 不仅具有良好的边缘 保持特性,而且具有良好的平滑特性.从去雾结果来 看,利用全变差正则化方法优化后的传输图得到的 去雾图像 (图 4(d)),细节信息更明显,轮廓更清晰.

基于改进暗通道和导向滤波的图像去雾算法描述如算法 2 所示.

## 算法 2. 基于改进暗通道和导向滤波的单幅图 像去雾算法

输入.雾霾图像 I.

输出.去雾图像 J.

步骤 1. 对雾霾图像近景区域计算最小值通道  $I^{\min c}$ , 远景区域计算暗通道  $I^{\operatorname{darkd}}$ , 得到整幅图像的混合暗通道  $\tilde{I}^{\operatorname{dark}}$  =  $I^{\min c} + I^{\operatorname{darkd}}$ , 利用式 (8) 对其进行映射处理, 得到大气耗散函数粗估计  $\tilde{V}$ .

**步骤 2.** 通过求解式 (9) 和式 (10) 得到大气耗散函数 *V*, 进而估计环境光值 *A*.

**步骤 3.** 计算初始传输图  $\hat{t} = 1 - V/\bar{A}$ , 其中  $\bar{A}$  为 A 的 平均值.

步骤 4. 计算初始去雾图像  $J^0 = I - \bar{A} / \max(\hat{t}, t') + \bar{A}$ , 其中 t' = 0.05.

步骤 5. 按照算法 1 方法寻找最优的传输图 t, 计算去 雾图像  $J=I - \bar{A}/\max(t, t') + \bar{A}$ .

#### 3 实验结果

为了验证本文算法的有效性,本文对多类雾霾 图像进行了仿真实验.实验平台为 Intel Core(TM) i5-4460, 3.2 GHz CPU,内存 8 GB,软件平台为 Matlab 2012a. 图 5 将本文方法与 He 等的方法 进行了比较.由于雾霾图像景深既存在跳跃变化又 存在平缓变化,本文为了减弱景深突变处的去雾不 彻底现象,T 值取为 80,因此本文得到的传输图地 面区域平滑性较差,去雾图像相应区域出现颜色过 饱和现象.整体上相比 He 等的方法,本文方法得到 的传输图平滑性更好,得到的去雾图像质量更高、细 节信息更明显.

为了将本文方法与 He 等和 Fattal 的方法进行 定性比较,选择 2 幅有雾图像南瓜和风景 (从上到 下)进行图像去雾实验,结果如图 6 所示.对于南瓜 图像,三种算法得到的结果都具有良好的清晰度和 对比度;但对于风景图像,由于图像颜色信息不充 足,Fattal 的算法得到的去雾图像质量很差.本文 方法和 He 等的方法可以取得良好的去雾效果,但在 计算传输图的过程中,相比 He 等方法中的软抠图算 法,本文方法中的导向滤波和全变差正则化方法减 小了时间复杂度和运算所需存储空间,如表 1 所示.

图 7 将本文方法与 He 等、Tang 等的方法进行 了对比.对于包含大面积天空和白色物体的雾霾图 像,暗通道先验对于场景图中天空和白色物体区域 失效, He 等的方法得到的去雾图像天空和白色物体

表 1 图 6 中去雾时间对比 Table 1 Comparison of time consumed in Fig. 6

图像	图像尺寸	He's (s)	Ours (s)
南瓜	$600 \times 400$	22.82	2.64
风景	$600 \times 525$	29.67	4.03

区域出现了严重的失真现象 (如图 7 (b)), Tang 等 通过研究雾霾图像与雾相关的多个特征, 采用随机 森林法学习了一种可用于估计传输图的回归模型, 实现了良好的去雾效果 (如图 7 (c)).本文方法则通 过引入一个映射方程, 减小了雾霾图像天空和白色 物体区域相应暗通道的误差, 得到了与 Tang 等方法

(a) 优化前传输图 (b)优化后传输图 (c)优化前去雾结果 (d) 优化后去雾结果 (a) Un-optimized (b) Optimized (c) Un-optimized results (d) Optimized results transmission maps transmission maps (e) 图4 (c) 方框中内容 (f) 图4 (d) 方框中内容 (e) The contents in the boxes of Fig. 4 (c) (f) The contents in the boxes of Fig. 4 (d) 图 4 全变差优化前后去雾效果对比结果 Fig. 4 The comparative results of improved algorithm and unimproved total variation filter (a) 雾霾图像 (b) He 算法的传输图 (c) 本文算法的传输图 (d) He 算法的结果 (e) 本文算法的结果 (a) Input hazy image (b) He's transmission map (c) Our transmission map (d) He's result (e) Our result

(f) 分別为图5 (b) 和图5 (c) 方框中内容 (f) Contents in the boxes of Figs. 5 (b) and 5 (c), respectively

(g) 分别为图5 (d) 和图5 (e) 方框中内容 (g) Contents in the boxes of Figs. 5 (d) and 5 (e), respectively

图 5 本文算法与 He 的算法去雾效果对比

Fig. 5 Comparison with He's work



Fig. 7 Comparison with others' work in hazy images with large sky regions

相近的结果 (如图 7 (d)).

值得注意的是,相比其他去雾方法,本文采用全 变差正则化方法优化传输图得到的去雾图像轮廓更 清晰,细节信息更明显.图8和图9分别将本文方法 与Tang等的方法、本文方法与Wang等的方法进 行了比较.对于薄雾图像,由于Tang等的方法得到 的传输图平滑性差,导致去雾图像细节信息不明显, 如图8(b)方框区域所示;对于浓雾图像,由于信噪 比较低导致去雾图像易包含噪声,如图8(e)方框区 域所示.Wang等的方法得到的传输图也存在平滑 性较差导致去雾图像细节信息不明显的问题,如图 9(b)由Wang等方法得到的传输图及图9(d)得到 的去雾图像所示.

图 10 进一步将本文方法与多种方法进行了比较,选取的有雾图像为约塞米蒂和曼哈顿(从上到下).图 10(c)为 Tan 方法的结果,由于该方法采用最大化局部对比度的方法实现去雾,使得去雾图像

颜色趋于过饱和,如约塞米蒂图中天空白云区域及 曼哈顿图像所示.图 10(e)为 Teral等方法的结果, 该方法得到的去雾结果存在一定的颜色偏差,如约 塞米蒂图中山和白云的边沿、松树林的枝叶等区域 所示.此外该方法在雾霾图像景深突变的边缘区域 还易产生 Halo 效应.

#### 4 结论

本文提出了一种基于改进暗通道和导向滤波的 单幅图像去雾算法.首先对暗通道进行改进,进而粗 略估计大气耗散函数,并利用导向滤波对其优化,有 效解决了去雾图像易产生的 Halo 效应或去雾不彻 底现象,以及暗通道对于大面积天空或白色物体等 区域失效的问题,然后利用大气耗散函数估计出环 境光值和传输图,并利用全变差正则化方法解决传 输图平滑性较差导致去雾图像细节信息不明显的问 题.实验结果表明,本文算法得到的去雾图像具有较





(f)本文算法结果 (f) Our result



(h) 分别为图8 (e) 和图8 (f) 方框中内容

(g) 分别为图8 (b) 图8 (c) 方框中内容 (g) Contents in the boxes of Figs. 8 (b) and 8(c), respectively

(h) Contents in the boxes of Figs. 8 (e) and 8(f), respectively

图 8 本文算法与 Tang 的算法去雾效果对比 Fig. 8 Comparison with Tang's work



(a) 雾霾图像 (a) Input hazy image



(c) 本文算法的传输图 (c) Our transmission map



(d) Wang 算法的结果 (d) Wang's result



(e) 本文算法结果 (e) Our result





Fig. 9 Comparison with Wang's work



图 10 不同算法去雾结果比较 Fig. 10 Comparison with others' work

(a) 雾霾图像 (a) Input images

(b) He 算法的结果 (b) He's results

(c) Tan 算法的结果 (c) Tan's results



(d) Fattal's results

(e) Teral 算法的结果 (e) Teral's results



(f)本文算法结果 (f) Our results

好的清晰度和视见度,对于包含天空或白色物体的 雾霾图像也具有良好的去雾效果,从而扩大了应用 暗通道先验知识实现图像去雾的范围.如何自适应 地获取 T 值和 L 值, 将更多的先验信息引入单幅图 像去雾,进一步提高去雾质量是今后的研究方向.

#### 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 2000 IEEE

Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Hilton Head Island, SC, USA: IEEE, 2000. $598{-}605$ 

- 3 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
- 4 Schechner Y Y, Narasimhan S G, Nayar S K. Polarization-based vision through haze. Applied Optics, 2003,  $\bf 42(3)$ : 511-525
- Namer E, Schechner Y Y. Advanced visibility improvement based on polarization filtered images. In: Proceedings of the 2005 SPIE 5888, Polarization Science and Remote Sensing II. San Diego, USA: SPIE, 2005. 36–45
- 6 Tan R T. Visibility in bad weather from a single image. In: Proceedings of the 2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Anchorage, AK, USA: IEEE, 2008. 1-8
- 7 Fattal R. Single image dehazing. ACM Transactions on Graphics, 2008, **27**(3): Article No. 72
- 8 He K M, Sun J, Tang X O. Single image haze removal using dark channel prior. In: Proceedings of the 2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Miami, USA: IEEE, 2009. 1956–1963
- 9 Wu Di, Zhu Qing-Song. The latest research progress of image dehazing. Acta Automatica Sinica, 2015, 41(2): 221-239
  (吴迪,朱青松. 图像去雾的最新研究进展. 自动化学报, 2015, 41(2): 221-239)
- 10 He K M, Sun J, Tang X O. Guided image filtering. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(6): 1397-1409
- 11 Pang J H, Au O C, Guo Z. Improved single image dehazing using guided filter. In: Proceedings of the 2011 Asia-Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference. Xi'an, China: Asia-Pacific Signal and Information Processing Association, Hong Kong, 2011. 522-525
- 12 Shi Z W, Long J, Tang W, Zhang C S. Single image dehazing in inhomogeneous atmosphere. Optik — International Journal for Light and Electron Optics, 2014, **125**(15): 3868– 3875
- 13 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
- Yu Jing, Li Da-Peng, Liao Qing-Min. Physics-based fast single image fog removal. Acta Automatica Sinica, 2011, 37(2): 143-149
  (禹晶,李大鹏,廖庆敏. 基于物理模型的快速单幅图像去雾方法. 自 动化学报, 2011, 37(2): 143-149)
- 15 Liu X, Zeng F X, Huang Z T, Ji Y F. Single color image dehazing based on digital total variation filter with color transfer. In: Proceedings of the 20th IEEE International Conference on Image Processing. Melbourne, Australia: IEEE, 2013. 909–913
- 16 Zhang Xiao-Gang, Tang Mei-Ling, Chen Hua, Tang Hong-Zhong. A dehazing method in single image based on doublearea filter and image fusion. Acta Automatica Sinica, 2014, 40(8): 1733-1739

(张小刚, 唐美玲, 陈华, 汤红忠. 一种结合双区域滤波和图像融合的 单幅图像去雾算法. 自动化学报, 2014, **40**(8): 1733-1739)

- 17 Liu Hai-Bo, Yang Jie, Wu Zheng-Ping, Zhang Qing-Nian, Deng Yong. A fast single image dehazing method based on dark channel prior and Retinex theory. Acta Automatica Sinica, 2015, 41(7): 1264–1273 (刘海波,杨杰,吴正平,张庆年,邓勇. 基于暗通道先验和 Retinex 理论的快速单幅图像去雾方法. 自动化学报, 2015, 41(7): 1264– 1273)
- 18 Tang K T, Yang J C, Wang J. Investigating haze-relevant features in a learning framework for image dehazing. In: Proceedings of the 2014 IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Columbus, Ohio, USA: IEEE, 2014. 2995–3002
- 19 Wang Y K, Fan C T. Single image defogging by multiscale depth fusion. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2014, 23(11): 4826-4837
- 20 Chu Hong-Li, Li Yuan-Xiang, Zhou Ze-Ming, Shen Ji. Optimized fast dehazing method based on dark channel prior. *Acta Electronica Sinica*, 2013, **41**(4): 791-797 (褚宏莉, 李元祥, 周则明, 沈霁. 基于黑色通道的图像快速去雾优化 算法. 电子学报, 2013, **41**(4): 791-797)
- 21 Rudin L I, Osher S, Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms. *Physica D: Nonlinear Phe*nomena, 1992, **60**(1–4): 259–268
- 22 Boyd S, Parikh N, Chu E, Peleato B, Eckstein J. Distributed optimization and statistical learning via the alternating direction method of multipliers. Foundations and Trends in Machine Learning, 2010, 3(1): 1–122
- 23 Goldstein T, Osher S. The split Bregman method for L1regularized problems. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2009, 2(2): 323-343



**陈书贞** 燕山大学信息科学与工程学院 副教授. 主要研究方向为图像处理, 压缩 感知及生物识别.

E-mail:  $chen_sz818@163.com$ 

(CHEN Shu-Zhen Associate professor at the School of Information Science and Engineering, Yanshan University. Her research interest covers im-

age processing, compressed sensing, and biometrics recognition.)





任占广 燕山大学信息科学与工程学院 硕士研究生. 主要研究方向为图像处理 和图像去雾. E-mail: renzg13@163.com (**REN Zhan-Guang** Master student at the School of Information Science and Engineering, Yanshan University. His research interest covers image processing and image haze removal.)

**练秋生** 燕山大学信息科学与工程学院教授. 主要研究方向为图像处理, 稀疏表示, 压缩感知及多尺度几何分析. 本文通信作者. E-mail: lianqs@ysu.edu.cn (**LIAN Qiu-Sheng** Professor at the School of Information Science and Engineering, Yanshan University. His research interest covers image processing,

sparse representation, compressed sensing, and multi-scale geometrical analysis. Corresponding author of this paper.)